

NAIST-IS-MT0651057

## 修士論文

人物大装置の組み立て作業改善活動支援のための  
距離画像センサを用いた俯瞰画像からの人物姿勢分類

高橋 典宏

2008年3月17日

奈良先端科学技術大学院大学  
情報科学研究科 情報システム学専攻

本論文は奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科に  
修士(工学) 授与の要件として提出した修士論文である。

高橋 典宏

審査委員：

横矢 直和 教授 (主指導教員)

木戸出 正継 教授 (副指導教員)

山澤 一誠 准教授 (副指導教員)

# 人物大装置の組み立て作業改善活動支援のための 距離画像センサを用いた俯瞰画像からの人物姿勢分類\*

高橋 典宏

## 内容梗概

製造工場では、製品品質や生産性の向上を目的とした、IE(Industrial Engineering)と呼ばれる作業のムダを排除するための改善活動が常に行われている。従来のIEは、専門家などが作業の様子を直接または撮影されたビデオ映像を観測しながら作業分析を行った後、ムダを排除するための改善方法の案出を行っている。IEにおいて、観測・分析では同じ作業の様子を何度も見る必要があるため、実際の作業時間と比較して観測・分析で必要とする時間は膨大なものとなっていた。このような問題に対し、改善活動を支援する目的で様々なセンサを用いて改善活動に役立つ情報を抽出する研究が報告されており、本研究もその一環である。

本研究では、セル生産方式による人物大の装置の組み立て作業を想定している。このような作業では、製品の製造開始から全工程が完了するまでの時間が長く十分な改善が行われていないため、IEをより効率的に行うための支援が期待されている。このような作業では、作業者の全身の姿勢変化が多く見られ、作業者の姿勢を認識することが、作業に含まれるムダを発見するために重要である。人物の姿勢推定の従来手法として、複数のカメラを用いて人物の骨格形状を推定する手法や、人物正面に配置された単眼カメラを用いて姿勢を推定する手法などがある。しかし、製造工場では多くの遮蔽物が存在するうえ、作業の様子を観測するセンサの設置場所は作業に支障を来さない場所に制限されるため、これらの手法で安定して人物の姿勢を推定することは困難である。

\* 奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科 情報システム学専攻 修士論文, NAIST-IS-MT0651057, 2008年3月17日.

そこで本研究では，奥行き情報を取得することができる距離画像センサを天井に取り付け，上方より作業者を見下ろすように作業の様子を観測する．上方より撮影した距離画像から人物の姿勢を反映した特徴量を抽出し，サポートベクターマシン (SVM) を用いて作業者の姿勢分類を行う．本研究ではまず，人物大の装置の組み立て作業を模擬した実験により，SVMの学習で用いるパラメータの最適値および提案手法の姿勢分類精度について検討する．次いで，実際の製造工場における人物大の装置の組み立て作業に対して提案手法を適用し，IEの専門家へのヒアリングにより提案手法の作業改善活動支援における有効性について評価する．

## キーワード

距離画像センサ, 俯瞰画像, 姿勢分類, サポートベクターマシン, 作業改善活動支援

# Posture Classification from Bird's-eye View of Range Data to support Improvement Activities in Assembly Work of Human-sized Product\*

Norihiro Takahashi

## Abstract

Improvement activity called IE (Industrial Engineering), which eliminates waste, is always performed in factories by specialists of IE and plant foremen. IE aims to promote the efficiency of overall production process, and such an activity enables us to upgrade products and boost productivity. Conventional IE is performed in order of Plan, Do, Check, and Action. Check takes long time, and depends on worker's skill. On the issues, conventional studies use sensors suitable for working style and information to acquire. These studies aim to support the improvement activities.

This thesis proposes a method of human posture classification for waste detection in an assembly work of a human-sized product. In such work, many posture changes of a worker happen. Recognizing human posture is important for waste detection. In conventional studies of human posture estimation, some methods which estimate rich information requires complex instruments such as two or more cameras. On the other hand, estimating posture classes requires simple instruments. Factory environments usually restrict positions of sensors such as a ceiling for avoiding the interference with workers, and require simple instruments.

---

\* Master's Thesis, Department of Information Systems, Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology, NAIST-IS-MT0651057, March 17, 2008.

The proposed method uses a range image sensor that is installed on a ceiling and captures bird's-eye range images. The method computes features from the range images, and classifies human postures into predefined categories by using the SVM. In the simulation of assembly work, appropriate parameters of SVM learning are searched for and accuracy of posture classification is evaluated. Furthermore, experiments are carried out with a real factory environment and the validity of the proposed method for improvement activity support is evaluated by an IE specialist's hearing.

**Keywords:**

range image sensor, bird's-eye view, posture classification, support vector machine, improvement activity support

# 目次

1. はじめに	1
2. 従来研究の概観と本研究の位置付け	4
2.1 製造工場における作業改善活動の支援に関する従来手法	4
2.2 人物の姿勢推定に関する従来研究	8
2.3 本研究の位置付けと方針	10
3. 俯瞰距離画像からのSVMによる人物の姿勢分類	13
3.1 姿勢分類の対象とする教示姿勢の定義	13
3.2 SVMを用いた人物の姿勢分類手法の概要と処理手順	17
3.3 俯瞰距離画像から抽出する特徴量の定義	20
4. 実験と考察	24
4.1 人物大の装置の組み立て作業を模擬した実験	24
4.1.1 実験の環境と条件	24
4.1.2 実験結果と考察	29
4.2 製造工場における人物大の装置の組み立て作業での実験	39
4.2.1 実験の環境と条件	39
4.2.2 実験結果と考察	42
5. まとめ	46
謝辞	48
参考文献	49
付録	52
A. SVM	52
A.1 線形SVM	52
A.2 ソフトマージン	54

A.3 カーネルトリック . . . . .	55
A.4 複数クラスの識別 . . . . .	57
<b>B. 模擬実験における作業内容</b>	<b>58</b>

## 目 次

1	IEにおける活動サイクル	2
2	システムカメラを用いた製造現場の作業状況映像記録システム [2]	5
3	作業分析支援システムの分析画面の例 [3]	5
4	移動作業者を対象とした作業改善活動支援 [5]	6
5	滞在作業員を対象とした作業改善活動支援 [6]	7
6	人物姿勢推定手法の分類	9
7	反射式マーカを用いた人物姿勢推定手法 [8]	9
8	磁気センサを用いた人物姿勢推定手法 [9]	9
9	複数台のカメラを用いた人物姿勢推定手法 [13]	11
10	OWAS 法における姿勢分類と姿勢コード	14
11	教示姿勢の概念図と横から見た様子の例	16
12	教示姿勢間の遷移図	17
13	人物の姿勢分類手法の処理の流れ	18
14	同一姿勢の撮影方向による見え方の違いの例	19
15	背景差分処理	20
16	背景差分画像の局所領域化	23
17	模擬実験環境	25
18	作業工程表の例	26
19	距離画像センサ [28]	28
20	全フレーム学習時の全体正解率	32
21	全フレーム学習時の姿勢平均正解率	32
22	定数フレーム学習時の全体正解率	33
23	定数フレーム学習時の姿勢平均正解率	33
24	各被験者の姿勢平均正解率	35
25	学習者・非学習者の被験者平均正解率	35
26	各被験者の全工程における姿勢遷移	36
27	姿勢遷移の詳細な様子 (被験者 A)	36
28	誤推定の起こりやすい姿勢	38

29	頭髪による誤推定の例 (正解姿勢: 「四つん這い」 推定姿勢: 「立位」)	39
30	実際の製造工場におけるセルの様子	41
31	各工程における姿勢の分布 ( $C = 10, \gamma = 1.0$ )	42
32	工程 9 における姿勢遷移と各教示姿勢の割合	43
33	工程 1 における姿勢遷移と各教示姿勢の割合	44
34	工程 16 に見られる全身上下動	45
35	線形分離可能な場合の線形 SVM	54
36	線形分離不可能な場合の線形 SVM	56
37	非線形関数を用いた高次元空間での線形識別	57
38	複数クラスの識別手法	58
39	模擬実験で用いた作業工程表 (工程 1~6)	59
40	模擬実験で用いた作業工程表 (工程 7~12)	60
41	模擬実験で用いた作業工程表 (工程 13~18)	61
42	模擬実験で用いた作業工程表 (工程 19~24)	62

## 目 次

1	被験者の身長と取得データ	29
2	各被験者の評価用データにおける各姿勢のフレーム数	30
3	全フレーム学習時の教示姿勢別正解率 (被験者 A: $C = 200, \gamma = 0.1$ )	31
4	定数フレーム学習時の教示姿勢別正解率 (被験者 A: $C = 10, \gamma = 1.0$ )	34
5	全被験者を対象とした各教示姿勢の正解率	37

## 1. はじめに

製造工場では、製品品質や生産性の向上を目的とした作業のムダを排除するための改善活動が常に行われている。このような作業の改善活動を IE(Industrial Engineering)[1] といい、IE の専門家 (以下、IEr) や現場の監督などの改善活動従事者により行われる。

IE は図 1 に示すように、まず現場を直接またはビデオカメラなどにより撮影することで観測し、観測データを分析することで改善を必要とする作業や物の配置などを抽出する。分析結果から改善案の案出を行い、改善案を現場へ反映させて改善の前後における効果について検討するといったサイクルで行われている。IE で行われる分析手法の代表的なものとして、時間研究法 (Time Study) が挙げられる。時間研究法とは、不必要な作業の発見、動作や手待ち時間の削減を行い、作業の効率化による稼働率や生産性の向上を目的としている。作業者の活動状況をその作業の起こる順序に従って調査し、観測対象となる作業形態や求められる分析精度に応じて作業を要素作業やサイクル (一回の作業の繰り返し) に分割し、それぞれの時間をストップウォッチなどを用いて記録していく分析手法である。ここで要素作業とは、一つまたは二つ以上の基本動作 (手を伸ばす、つかむ、放す、腰を曲げるなど)、仕事を行うためのひとまとまりの行動や作業のことである。時間研究法では、改善を行うための観測回数は一般的に 10 回程度必要であり、観測・分析で必要とする時間は膨大なものとなっている。近年では、製品ライフサイクルの短縮化などに伴い、より効率的な作業改善が望まれており、改善活動を支援する様々な手法が開発されている [2, 3, 4, 5, 6]。これらの改善活動支援システムを用いることで、従来の IE と比較して改善活動を効率良く正確かつ容易に行うことが可能となる。

しかし、製品の製造開始から全工程が完了するまでの時間 (以下、リードタイム) が長い作業においては、前述したような改善活動を支援する手法を適用しても効率的な改善活動を行うことは困難であり、この様な作業の改善に取り組んでいない製造工場も少なくない。また、リードタイムの長い作業には複雑な多数の工程があり、同じ工程を同じ作業者が行っても毎回動作が異なるため動作に繰り返し性がないという特徴があり、作業改善がさらに困難なものとなっている。



図 1 IE における活動サイクル

リードタイムの長い作業における分析手法として、ワークサンプリング法 (Work Sampling) が挙げられる。ワークサンプリング法とは、作業状態を効率よく観測するために対象作業を任意の時間間隔で観測する分析手法であり、リードタイムの長い作業を効率的に改善することが可能となる。しかし、ワークサンプリング法では時間を空けて観測するため、多くの観測漏れが発生するという問題がある。このため、リードタイムの長い作業を対象とした改善活動では、長時間の作業を漏れなく観測し、かつ改善ポイントを効率的に発見することが望まれる。

リードタイムの長い作業としては、現金自動預け払い機 (ATM) や券売機、医療機器、工場で用いられる基板検査装置などの人物大の装置を組み立てる作業などがある。人物大の装置の組み立て作業では、作業者の移動や立ち上がり動作の繰り返し、無理な姿勢での作業などのムダが発生しており、作業者の移動や姿勢を認識することでこれらのムダの発見を効率的に行うことができる。人物の移動検出によるムダの発見は従来から研究されているため [5]、本研究では、作業者の姿勢を推定することで立ち上がり動作の繰り返しや無理な姿勢での作業などのムダを発見するための支援に取り組む。

以下，2章では改善活動支援に関する既存の手法および人物姿勢推定に関する従来研究を概観し，本研究の位置付けについて述べる．3章では，提案する製造工場における作業改善活動の支援を目的とした人物の姿勢分類手法について述べ，4章では，人物大の装置の組み立て作業を模擬した実験と実際の製造工場での実験を行い，それらの結果とIErへのヒアリングから提案手法の有効性について述べる．最後に5章で本論文のまとめと今後の展望について述べる．

## 2. 従来研究の概観と本研究の位置付け

### 2.1 製造工場における作業改善活動の支援に関する従来手法

近年、より効率的な作業改善が望まれているが、従来の IE では観測や分析に多くの手間と時間がかかっていた。そこで、IE における観測・分析作業を支援する様々な手法の研究・開発が盛んに行われている。本節では、これらの IE を支援する手法について述べる。

製造現場の作業状況を映像として記録するシステムとして、高倍率のズームが可能なシステムカメラを用いたシステム [2] がある。このシステムは、図 2 に示すようにカメラの操作が可能であり、高倍率光学式ズームにより作業者の手元の詳細な動きまで確認することができる。これにより、録画した映像を用いて詳細な作業分析を行うことが可能となる。また、録画した映像を高速再生することで作業の動線が確認でき、工場内のレイアウト改善の検討などに役立てることができる。このシステムは、観測漏れの防止や遠隔地の製造工場の状況把握などに有用であり、IE における観測の効率化を図ることができる。

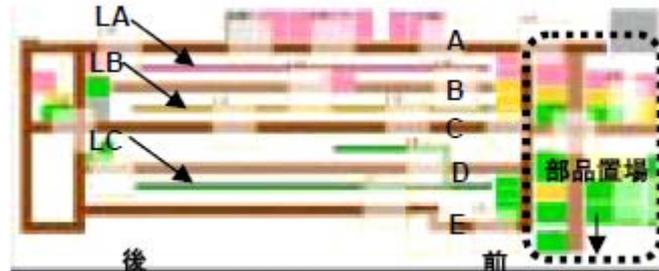
従来の IE では、ストップウォッチなどにより計測された動作時間や作業内容を紙に手書きで記入するなどしていたため、分析に多くの手間がかかっていた。このような問題に対し、改善活動における分析作業を支援するシステムも開発されている [3, 4]。分析作業を支援するシステムの分析画面の例を図 3 に示す。これらのシステムは、作業の様子を記録した映像を入力とし、その映像をパソコン上で再生しながら作業分析をマウス操作で容易かつ正確に行うことができる。作業分析は、組み立て・検査・梱包といった作業を要素作業ごとに区切り、各要素作業の所要時間などを記録する。得られたデータは標準作業と比較し、時間のかかった作業や異常作業などを分析する。実際の作業では、1 秒程度の要素作業が連続する様な作業も少なくない。しかし、これらのシステムを用いることで、改善活動の初心者でも改善が必要な作業を見落とすことなく、効率的な作業分析を行うことができる。これらのシステムの用途として、作業分析、作業熟練者と初心者の映像比較による作業者の訓練、改善活動従事者の IE 技術習得などが挙げられる。



図 2 システムカメラを用いた製造現場の作業状況映像記録システム [2]

NO.	動作要素	F	種	標準時間	標準時間	動作時間	動作時間
4.0	4 木枠を折り曲げる	2	34.7	10.8	8.5	2.2	
3.0	5 金種を取る 木枠をたく	3	45.5	4.1	4.1	0.0	
2.0	6 器具を使って 木枠に合わせる	0	49.6	4.1	4.1	0.0	
1.5	7 器具を使って 木枠をたく(1)	3	53.0	3.1	3.1	0.0	
1.25	8 器具を使って 木枠をたく(2)	3	56.9	3.5	3.5	0.0	
1.0	9 器具を置く 木枠を直す	4	60.5	1.3	1.3	0.0	
0.8	10 器具を取る 木枠に合わせる	0	61.8	2.1	2.1	0.0	
0.6	11 器具を使って 木枠をたく(3)	3	63.9	3.1	3.1	0.0	
0.5	12 器具を使って 木枠をたく(4)	3	67.1	3.1	3.1	0.0	
0.4	13 器具を置く 木枠を直す	4	70.3	1.5	1.5	0.0	
0.3	14 器具を取る 木枠に合わせる	0	71.8	1.3	1.3	0.0	
0.2	15 器具を使って 木枠をたく(5)	3	73.2	2.1	2.1	0.0	
0.15	16 器具を使って 木枠をたく(6)	3	75.3	3.8	3.8	0.0	
0.1	17 器具を置く 木枠を直す	4	79.2	1.8	1.8	0.0	
0.06	18 器具を取る 木枠に合わせる	0	81.0	2.4	2.4	0.0	
0.03	19 器具を使って 木枠をたく(7)	3	83.4	2.2	2.2	0.0	
	20 器具を使って 木枠をたく(8)	3	85.6	5.4	5.4	0.0	
	21 器具を置く 木枠を直す	4	91.1	0.9	0.9	0.0	
	22 木枠を目視する	0	82.0	2.9	2.9	0.0	

図 3 作業分析支援システムの分析画面の例 [3]



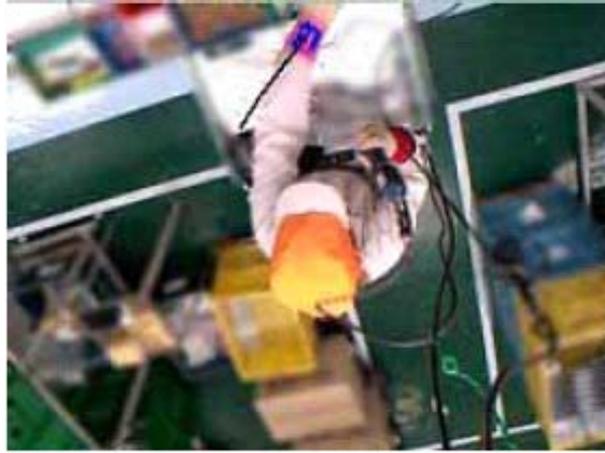
(a) 観測対象である工場のフロアレイアウト

行動ラベル: 停止 場所: 部品置場	行動ラベル: 停止 場所: 通路A前	行動ラベル: 停止 場所: 通路A後	行動ラベル: 停止 場所: 通路B前
行動ラベル: 停止 場所: 通路C前 時間: 60秒以上	行動ラベル: 停止 場所: 通路C中 時間: 60秒以上	行動ラベル: 停止 場所: 通路C後 時間: 60秒以上	行動ラベル: 停止 場所: 通路D前
行動ラベル: 停止 場所: 通路E前	行動ラベル: 停止 場所: 通路E後	行動ラベル: 移動 場所: 通路C	行動ラベル: 移動 場所: 通路C以外

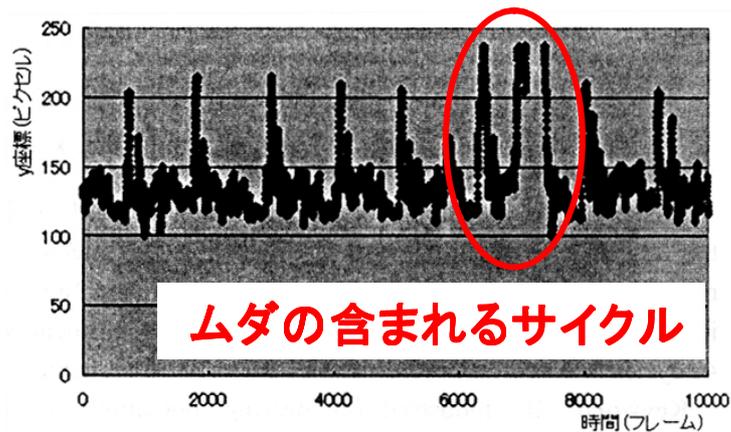
(b) 行動要素の例

図 4 移動作業者を対象とした作業改善活動支援 [5]

服部らは、移動作業者の移動履歴から改善ポイントの発見を行う手法 [5] を提案している。ここで、移動作業者とは部品補充などを行うために図 4(a) に示すような工場内の広範囲を移動範囲としている作業者のことであり、どのような手順で作業を行うかは定められていない。広範囲における作業者の移動軌跡や移動時間を取得するセンサとして GPS や加速度センサがあるが、この手法の対象とする作業が屋内で行われることや観測精度の問題から RFID タグを用いて作業者の移動履歴を取得する。作業者が工場内で立ち寄る場所 (部品置場や通路など) に RFID タグを設置し、作業者の携帯する RFID タグリーダーに蓄積された移動先の RFID タグの ID と時刻から移動作業者の移動履歴を取得する。移動履歴は、図 4(b) に示すような行動ラベル (停止または移動)、場所、時間からなる行動要素として表される。行動要素を分析することで、ある通路の通過頻度など移動に含ま



(a) マーカを装着した作業者の様子



(b) ビデオカメラの映像から抽出されたマーカ軌跡データの例

図 5 滞在作業者を対象とした作業改善活動支援 [6]

れるムダを発見することができ、ムダが発生しないようにフロアレイアウトの変更を行うなどの改善を行うことができる。

板倉らは、滞在作業者の手や頭の移動軌跡からムダが発生したサイクルを自動で検出する手法 [6] を提案している。ここで、滞在作業者とは一定の場所にとど

まって組み立て作業や梱包作業を行う作業者のことであり，作業の手順は作業手順書などにより定められている．また，滞在作業は予め定められた作業を繰り返し行うという特徴があり，この繰り返し作業の一巡をサイクルとしている．滞在作業では，作業の動作に含まれるムダの発見が望まれる．この手法では，図 5(a) に示すように作業者の両手と頭にカラーマーカを装着し，ビデオカメラにより撮影する．ムダの含まれるサイクルの検出は，作業の繰り返しによりカラーマーカを追跡して得られる図 5(b) に示すようなマーカ軌跡の再現性を利用して行う．この手法を用いることで作業中のムダを自動的に発見することができ，効率的な改善活動を行うことができる．

## 2.2 人物の姿勢推定に関する従来研究

人物の姿勢推定に関する研究は，従来から盛んに行われている．人物の姿勢推定手法は図 6 に示すように接触型と非接触型に大別できる．接触型の人物姿勢推定手法は，機械式 [7] や図 7 に示す光学式 [8]，図 8 に示す磁気式 [9] などがある．接触型の人物姿勢推定手法は高い計測精度が得られるため，CG 映画の撮影やスポーツ選手の動作解析などの分野で頻繁に用いられている．しかし，これらはセンサやマーカを装着するため身体に物理的・心理的な拘束を伴う．一方，センサやマーカを身体に装着せずに人物姿勢の計測を行う非接触型の人物姿勢推定手法がある．非接触型の人物姿勢推定手法は，一般に画像情報を用いて行われ，一台のカメラを用いる手法 [10, 11, 12] やステレオカメラなどにより得られる距離画像を用いる手法 [13, 14]，異なる位置に置かれた複数台のカメラを用いる手法 [15, 16, 17, 18] に分類できる．

北嶋ら [10] は，単眼カメラにより取得される単一静止画像において，人物の頭部を楕円，胴体，腕，脚を直線で近似し，遺伝的アルゴリズム (GA) を用いたパターンマッチングによって各部位の検出を行っている．岩澤ら [12] は，照明条件や背景，衣服の色彩によらず安定して人物シルエットを抽出するために赤外線カメラを用いて熱画像を取得している．シルエットに対して距離変換を施し，身体重心，上半身の主軸方向，手足の先，頭頂点，肘や膝の関節位置を検出する．これら単一のカメラを用いた人物姿勢推定は，自己遮蔽を含む人物姿勢推定が困難で

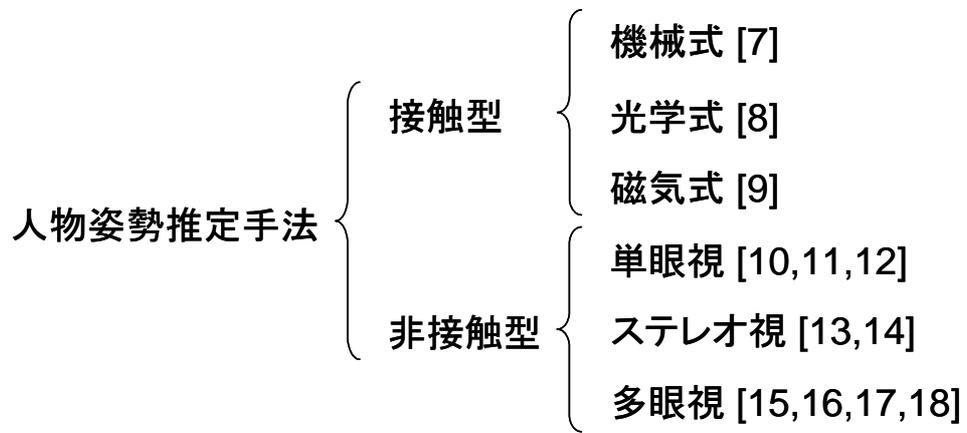


図 6 人物姿勢推定手法の分類

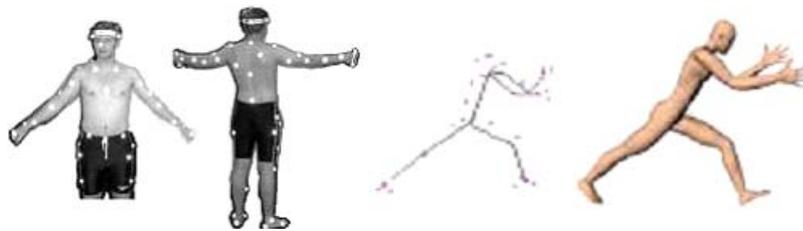


図 7 反射式マーカを用いた人物姿勢推定手法 [8]

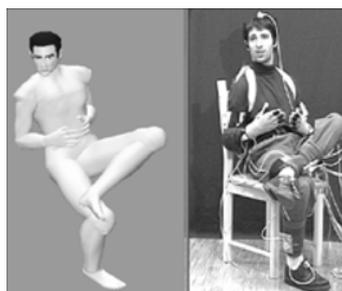


図 8 磁気センサを用いた人物姿勢推定手法 [9]

あるのに加え，光軸方向の動作の認識は困難である．また，人物姿勢に関するより多くの情報を取得するために撮影位置を人物の正面または側面に限定している．

Plänklers ら [13] は，ステレオ視により得られる距離画像 (視差マップ) と CG の分野で利用されているメタボールを関節でつなげたものをモデルとして用い，これらをフィッティングして姿勢を推定している．ステレオ視による距離画像を用いた手法では，距離情報を用いることで単眼視による人物姿勢推定手法と比較してロバストな人物の姿勢推定を行っているが，単眼視による人物姿勢推定手法と同様に撮影位置を人物の姿勢が最も認識しやすい正面に限定している．また，テクスチャの少ないシーンでは距離画像の取得が困難なため，使用できる環境が制限される．

Carranza ら [15] は，図 9 に示す 7 台のカメラから得られる多視点画像よりシルエットを取得し，人体の各部位の姿勢を予め用意している三次元モデルの形状を利用して推定している．さらに，推定された三次元モデルと入力画像のテクスチャを統合することで自由視点画像を生成することができる．高橋ら [16] は，三つのカメラを人物の正面，側面，上面に設置した三眼視システムからの人物姿勢推定手法を提案している．各カメラ画像より取得される人物の輪郭線上の点から重心と参照位置までの長さを定義し，その極値を頭部や手先などの位置として検出する．各カメラの位置関係を考慮して得られた特徴点を統合することで人物の姿勢を推定する．これら複数のカメラを用いた人物姿勢推定手法は，高精度な人物姿勢を推定することができるが，撮影時に様々な方向から対象人物を撮影できる環境が必要である．

## 2.3 本研究の位置付けと方針

本研究で対象とする作業は，従来の IE では改善を行うことが困難であったセル生産方式による人物大の装置の組み立て作業とする．ここでセル生産方式とは，一人あるいは数人のチームで一人が多工程を担当しながら，部品の取り付けから組み立て，検査までの全工程を行う生産方式であり，部品や工具を配置したセルと呼ばれる作業場内において作業を行う．人物大の装置の組み立て作業において IE を行うことが困難である理由として，リードタイムが非常に長い作業であるた

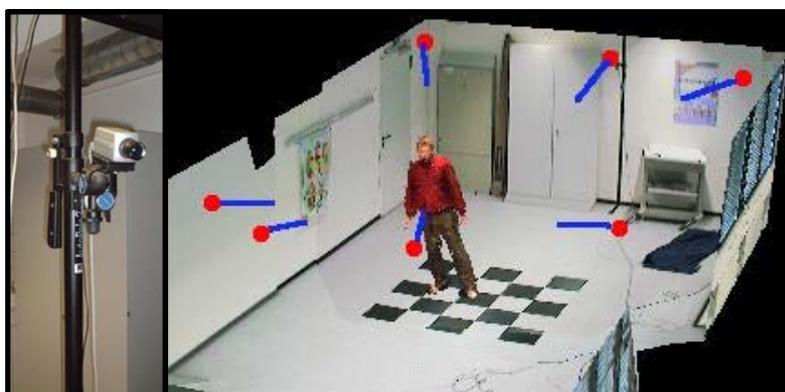


図 9 複数台のカメラを用いた人物姿勢推定手法 [13]

め、観測・分析に時間がかかりすぎることがあげられる。この問題は、2.1 節で述べた IE を支援する手法を用いても解決には至らない。本研究は、このような従来では改善活動を行うことが困難であった人物大の装置の組み立て作業において、改善活動を効率的に行うための支援を目的とする。

人物大の装置の組み立て作業における IE では、作業者の動作に着目したムダの改善が行われている。このような作業における作業者の動作は、移動、全身の上下動などの大きな動作、肩から先の腕や手で行う細かな動作に分類できる。このうち、移動と大きな動作に含まれるムダは、細かな動作に含まれるムダと比較してムダを改善することによる生産性の向上などの効果が大きく、優先的な改善が望まれる。作業者の移動に含まれるムダの発見はすでに取り組みられているため [5]、本研究では大きな動作に着目し、IE の支援を行う。人物大の装置の組み立て作業における大きな動作は、作業者の姿勢変化としてとらえることができ、大きな動作に含まれるムダを発見する上で作業者の姿勢を認識することは重要である。作業者の姿勢を把握することで、各工程における特定の姿勢の発生頻度、姿勢変化の様子と発生時刻、同一姿勢の継続時間など、ムダの発見に役立つ情報を改善活動従事者に提供することができ、リードタイムの長い作業において効率的に改善を行うことができる。

また、人物大の装置の組み立て作業において、作業者の動作は全身動作が多く

移動範囲も広いいため、姿勢推定に用いるセンサの設置位置は作業に支障を来さない場所に制限される。製造工場において姿勢推定に用いるセンサは、作業者に物理的・心理的な拘束を発生しないものが望まれる。さらに、セル内には人物大の装置や部品棚などの遮蔽物も多く存在するため、センサを天井に取り付けるなどそれらを考慮して設置する必要がある。上方から作業者を観測する場合、単眼カメラでは姿勢推定に必要な情報を取得することが困難である。

そこで本研究では、姿勢を推定することができるだけの情報を得るために、奥行き情報を取得することができる距離画像センサを天井に取り付け、上方より作業者を見下ろすように作業の様子を観測する。上方より撮影した距離画像(以下、俯瞰距離画像)から特徴量を抽出し、パターン識別手法のひとつであるサポートベクターマシン(以下、SVM)[19, 20]を用い、改善活動従事者が直感的に作業者の姿勢を把握できるように予め定義した教示姿勢のいずれかに分類する。

### 3. 俯瞰距離画像からのSVMによる人物の姿勢分類

本研究では、セル生産方式による人物大の装置の組み立て作業を想定し、作業中の作業者の姿勢を推定することによる作業改善活動の支援を目的としている。本章では、人物大の装置の組み立て作業における作業者の姿勢を推定する手法について述べる。

以下、3.1節では分類対象となる姿勢の定義について概説する。3.2節では提案するSVMを用いた俯瞰距離画像からの人物の姿勢分類手法について概要を述べ、3.3節では姿勢分類に用いる特徴量を定義する。

#### 3.1 姿勢分類の対象とする教示姿勢の定義

作業時の身体動作の最適化に関する考え方として、「動作経済の原則」[1]がある。動作経済の原則とは、作業動作における人的資源の有効使用に関する事柄であり、人間のエネルギーをムダなく有用な作業へ転化し、有効な仕事量を増すためにムダのない作業動作を実現しようとする法則である。動作経済の原則では、作業を効率的に行うために不要な動作を排除し、動作は身体の末端部位(手指)で行うことが望ましいとされている。そのため、作業中に発生する姿勢の変化は、大きな重心移動を伴うため不要な動作と考えられる。このことから、作業者の姿勢を推定することは、作業に含まれるムダの発見に有用である。

作業姿勢の評価法として、OWAS(Ovako Working Posture Analysing System)法、長町式作業姿勢診断図、トヨタ式機能評価法などがある[21, 22, 23]。このうち、OWAS法は専用の計測器を必要とせず、比較的簡易に作業姿勢を評価することができる方法としてよく利用されている。OWAS法[21, 22]は、図10に示すように作業姿勢を背部、上肢、下肢、把持重量の4項目でとらえ、姿勢を4桁の数字で表した姿勢コードとして記録し、このコードを用いて作業姿勢の負担度を評価する。ここで、頭部と骨盤を結ぶ線(体幹)を背部、股関節-膝-足首を下肢とする。背部は鉛直方向に対して平行な状態を0度とし、腰を曲げるに従って角度が大きくなるものとする。また、下肢は鉛直方向と平行な状態を180度とし、膝を曲げるに従って角度が小さくなるものとする。

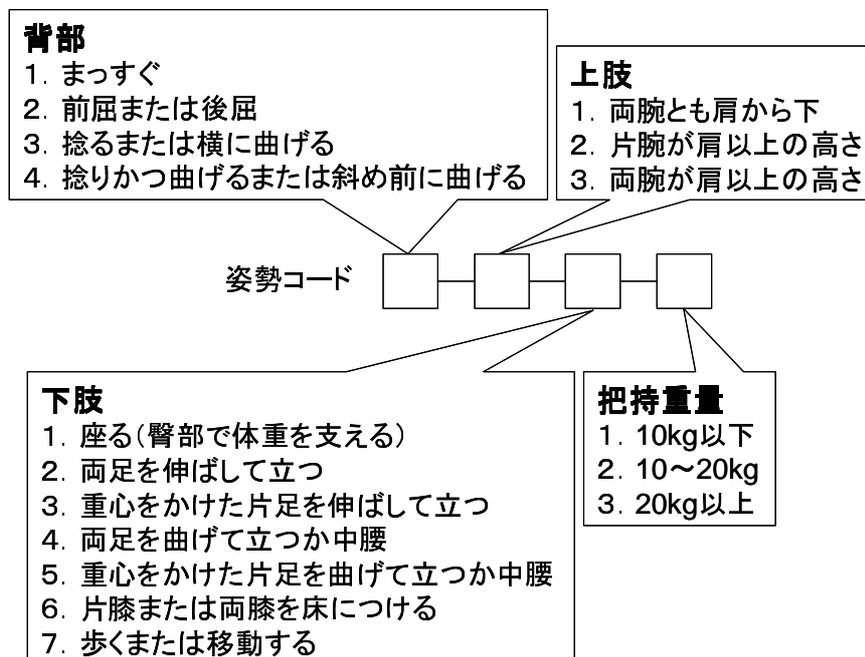


図 10 OWAS 法における姿勢分類と姿勢コード

本研究では、人物大の装置の組み立て作業の様子を撮影した映像を観察し、OWAS 法を参考に作業中に見られる作業者の姿勢を以下に示す五つの姿勢に要約し、これらを教示姿勢として定義した。ここで、把持重量については考慮しないものとする。

- 立位 (図 11(a))  
背部のなす角度が 20 度以下，下肢のなす角度が 180 度から 150 度までの状態
- 踏み出し (図 11(b))  
「立位」から片足を任意の方向に肩幅以上踏み出し，片足に荷重がかかった状態
- 前屈 (図 11(c))  
背部のなす角度が 20 度以上の状態，もしくは下肢のなす角度が 150 度以下の状態

- しゃがみ込み (図 11(d))  
「立位」における膝の高さより骨盤が低い位置にあり，足のみで姿勢が保てる位置に重心がある状態
- 四つん這い (図 11(e))  
「立位」におけるひざの高さより骨盤が低い位置にあり，足のみでは姿勢が保てない位置に重心がある状態

作業中には図 12 に示す教示姿勢間での姿勢遷移が見られた．図中の実線は発生する頻度が高い姿勢遷移を示し，点線は発生する頻度が極めて低い特異な姿勢遷移を示す．

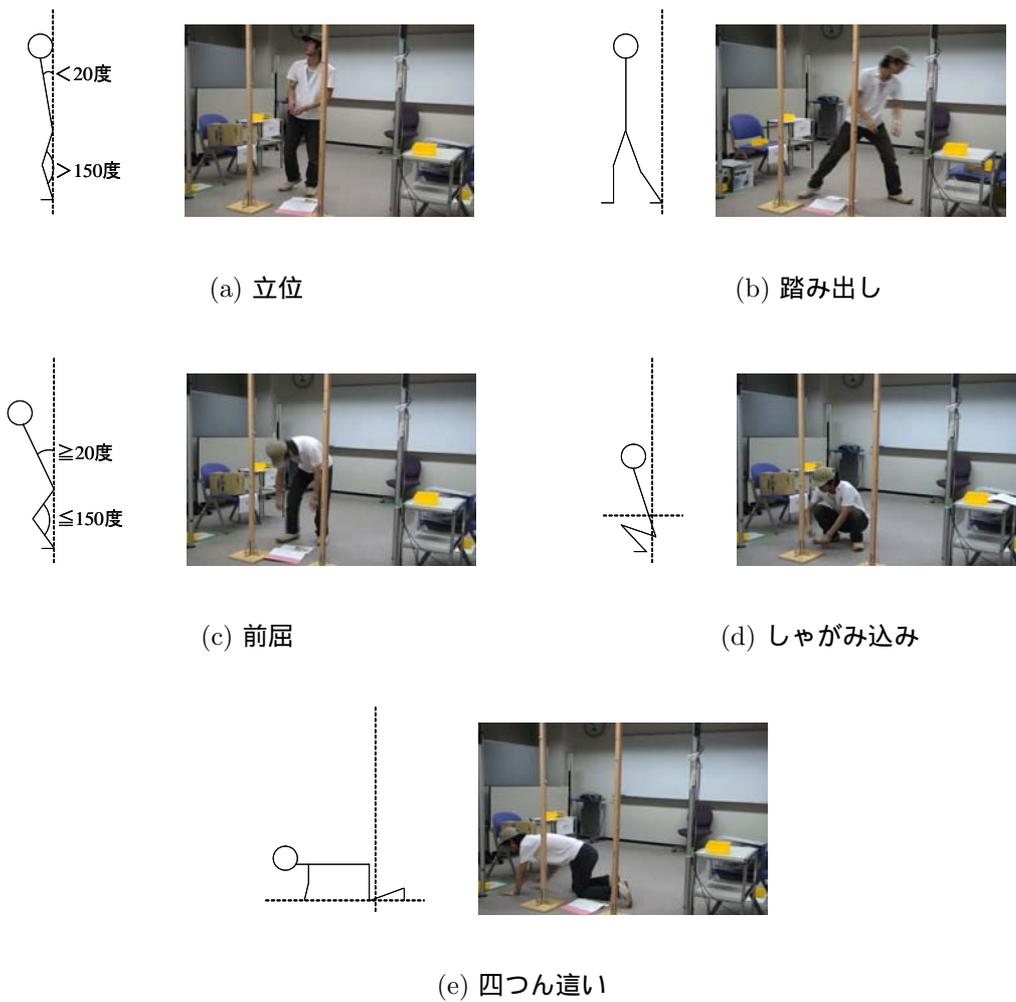


図 11 教示姿勢の概念図と横から見た様子

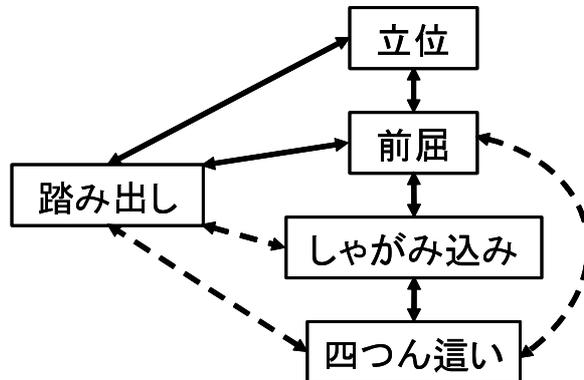
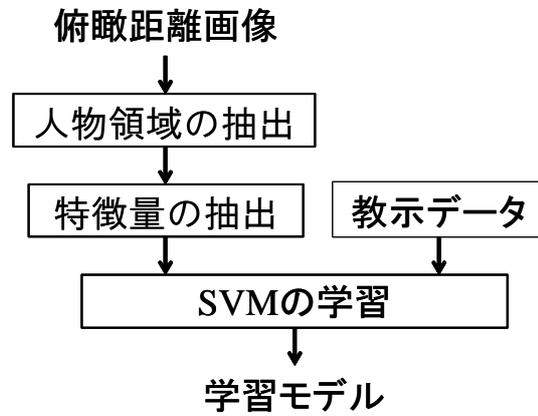


図 12 教示姿勢間の遷移図

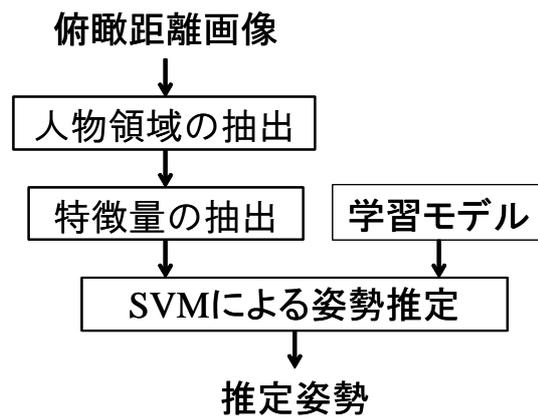
### 3.2 SVM を用いた人物の姿勢分類手法の概要と処理手順

本研究では、2.3 節で述べたように、人物大の装置の組み立て作業を対象とした作業者の姿勢分類手法について提案する。本節では、俯瞰距離画像からの SVM を用いた人物の姿勢分類手法の概要について述べる。

図 13 に人物の姿勢分類手法の処理の流れを示す。製造工場では現場の環境制限により作業の様子を観測するセンサの設置位置は天井などに制限される。本研究では、上方に設置した距離画像センサにより作業者を見下ろすように作業の様子を撮影し、図 14(a) に示すような俯瞰距離画像を取得する。図 14(a) と同じ姿勢を横から見た様子を図 14(b) に示す。学習モデル生成の処理 (図 13(a)) では、まず天井に取り付けた距離画像センサにより取得した俯瞰距離画像に対して背景差分を施し、図 15 に示すような人物領域を抽出する。実際の製造工場において、セル内では製造物の形状や工具箱の配置などが時間的に変化する。そこで本研究では、人物領域の抽出手法として動的背景更新による物体検出手法である森田らの手法を採用した [24]。この手法では、背景画像の各画素毎に輝度値および背景となり得る輝度振幅を定義し、入力画像の輝度値が輝度振幅に含まれる画素を背景、そうでない画素を物体領域として抽出する。背景と判断された画素は、背景画像の輝度値と輝度振幅を入力画像の輝度値を用いて更新する。物体領域と判断された画素は、輝度値は変化させずに輝度振幅のみ更新する。これにより、撮影環境



(a) 学習モデルの生成処理の流れ



(b) 姿勢推定処理の流れ

図 13 人物の姿勢分類手法の処理の流れ

中に新たに置かれた物体などが静止し続けた場合，しばらくすると背景として判断されるようになる．本研究では，輝度値の代わりに俯瞰距離画像の距離データを用い，動的背景更新による人物領域の抽出を行う．

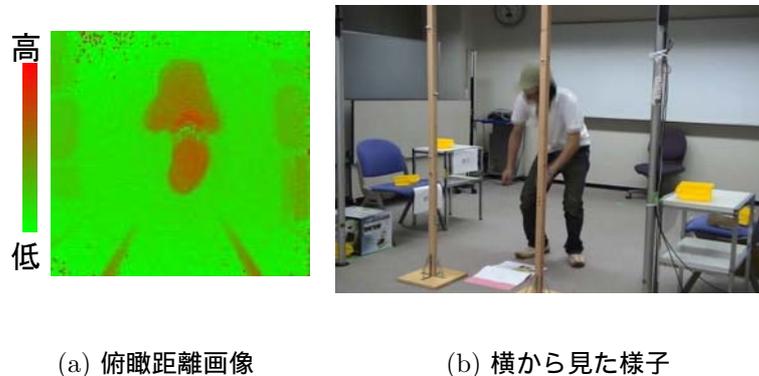


図 14 同一姿勢の撮影方向による見え方の違いの例

次に，抽出された人物領域から 3.3 節で述べる特徴量の抽出を行う．また，俯瞰距離画像に対して 3.1 節で定義した教示姿勢のうちのひとつを手動で与え，これを教示データとする．抽出された特徴量および教示データを用いてパターン識別器の学習を行い，学習モデルを生成する．

パターン識別手法には，ニューラルネットワークや  $k$  最近傍法，決定木，SVM などがある．このうち，SVM[19, 20] は他のパターン識別手法に対して以下のような特徴を持つ．

- マージン最大化という基準により最適解が一意に定まる
- パラメータの次元数が大きい少数の教示データからでも過学習を起こしにくい
- 最適化すべきパラメータの数が少ない

IE を行う際，学習に用いる教示データを多数用意することは改善活動従事者の手間を増やし，改善活動の効率化という目的に反するため，本研究では姿勢分類に用いるパターン識別手法として，少数の教示データからでも過学習を起こさず最適解を求めることができる SVM を用いる．SVM は，線形しきい素子を用いた 2 クラスのパターン識別手法であり，汎化性能に優れており様々な分野で用いられ

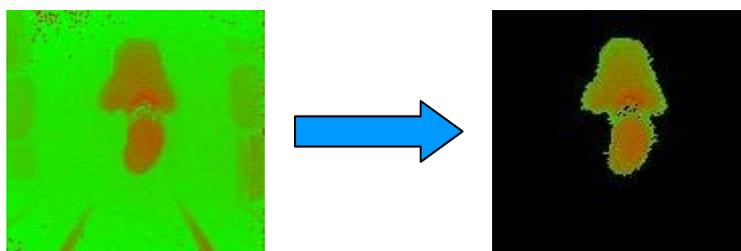


図 15 背景差分処理

ている．また，カーネル関数を導入することにより非線形識別手法に拡張することができ，複数の SVM を組み合わせることにより複数クラス識別問題に対応することができる．SVM の詳細については，付録 A を参照されたい．

姿勢推定の処理 (図 13(b)) では学習モデル生成の処理と同様に，俯瞰距離画像に対して背景差分により人物領域を抽出し，人物領域から特徴量を抽出する．SVM の学習により得た学習モデルを用い，教示姿勢のいずれかの姿勢が推定結果として出力される．

### 3.3 俯瞰距離画像から抽出する特徴量の定義

本節では，作業者の姿勢を推定するために，SVM の学習に用いる特徴量を定義する．背景差分により得られた人物領域から抽出する特徴量として，人物領域の大きさ  $S$ ，重心の三次元座標  $G = (G_x, G_y, G_z)$ ，人物領域における  $x, y, z$  各軸方向の最小点・最大点の三次元座標  $E = (E_x, E_y, E_z)$  を定義する．ここで，原点は距離画像センサの光学中心であり， $x$  成分と  $y$  成分は床と水平な面上で直交した各方向を表し， $z$  成分は距離画像センサの光軸 (ほぼ鉛直) 方向を表す．距離画像センサは天井に下向きで取り付けられていることから，天井から床に向かう方向を  $z$  の正方向とする．以下では，これらの特徴量の詳細について述べる．

人物領域の大きさ

人物領域の大きさ  $S$  は，俯瞰距離画像に写っている人物領域の実環境での面積を表し，以下の式で与える．

$$S = \frac{\sum_{i \in N} z_i^2}{n_{max} z_{max}^2} \quad (1)$$

ここで， $i$  は人物領域  $N$  に含まれる画素を表し， $z_i$  は  $z_{min} \leq z_i \leq z_{max}$  の範囲で与えられる．ただし，最も値の小さい  $z_{min}$  は距離画像センサの取り付けられている高さを，最も値の大きい  $z_{max}$  は床の高さを表している．また， $n_{max}$  は距離画像センサの画素数を表している．

### 重心

重心  $G = (G_x, G_y, G_z)$  は，人物領域における重心の三次元座標を表す．ただし，天井に取り付けられた距離画像センサから見ることのできる人物の部位は，頭や肩，背中など比較的床から高い位置にある部位が多いため，人物領域の重心の三次元座標  $G$  は，実際の人物の重心よりも高い位置となる．三次元の各座標値  $G_x$ ， $G_y$ ， $G_z$  それぞれを特徴量とし，以下の式で与える．

$$\begin{aligned} G_x &= \frac{\sum_{i \in N} z_i^2 (x_i - x_{min})}{(x_{max} - x_{min}) \sum_{i \in N} z_i^2} \\ G_y &= \frac{\sum_{i \in N} z_i^2 (y_i - y_{min})}{(y_{max} - y_{min}) \sum_{i \in N} z_i^2} \\ G_z &= \frac{\sum_{i \in N} z_i^2 (z_i - z_{min})}{(z_{max} - z_{min}) \sum_{i \in N} z_i^2} \end{aligned} \quad (2)$$

ここで， $x_i$ ， $y_i$  はそれぞれ  $x_{min} \leq x_i \leq x_{max}$ ， $y_{min} \leq y_i \leq y_{max}$  の範囲で与えられる． $x_{min}$ ， $y_{min}$  は  $x_i$ ， $y_i$  それぞれが取り得る最小値を示し， $x_{max}$ ， $y_{max}$  は  $x_i$ ， $y_i$  それぞれが取り得る最大値を示す．

端点

端点  $\mathbf{E} = (\mathbf{E}_x, \mathbf{E}_y, \mathbf{E}_z)$  は, 人物領域における  $x, y, z$  各軸方向の最小点・最大点の三次元座標を表し, 各点での三次元座標値を特徴量として用いる. 以下では, 例として  $x$  軸方向における最小点  $\mathbf{E}_{xmin}$  および最大点  $\mathbf{E}_{xmax}$  における三次元座標値を求める式について示す. ここで,  $x$  軸方向における端点  $\mathbf{E}_x$  は,  $\mathbf{E}_x = (\mathbf{E}_{xmin}, \mathbf{E}_{xmax})$  で与えられる.

$x$  軸方向の最小点の三次元座標  $\mathbf{E}_{xmin} = (E_{xmin_x}, E_{xmin_y}, E_{xmin_z})$  は以下の式で与える.

$i_{xmin} = \underset{i \in N}{\operatorname{argmin}}(x_i)$  となる  $i_{xmin}$  について,

$$\begin{aligned} E_{xmin_x} &= \frac{x_{i_{xmin}} - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \\ E_{xmin_y} &= \frac{y_{i_{xmin}} - y_{min}}{y_{max} - y_{min}} \\ E_{xmin_z} &= \frac{z_{i_{xmin}} - z_{min}}{z_{max} - z_{min}} \end{aligned} \quad (3)$$

$x$  軸方向の最大点の三次元座標  $\mathbf{E}_{xmax} = (E_{xmax_x}, E_{xmax_y}, E_{xmax_z})$  は以下の式で与える.  $i_{xmax} = \underset{i \in N}{\operatorname{argmax}}(x_i)$  となる  $i_{xmax}$  について,

$$\begin{aligned} E_{xmax_x} &= \frac{x_{i_{xmax}} - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \\ E_{xmax_y} &= \frac{y_{i_{xmax}} - y_{min}}{y_{max} - y_{min}} \\ E_{xmax_z} &= \frac{z_{i_{xmax}} - z_{min}}{z_{max} - z_{min}} \end{aligned} \quad (4)$$

同様に,  $y$  および  $z$  軸における最小点・最大点の三次元座標  $\mathbf{E}_{ymin}, \mathbf{E}_{ymax}, \mathbf{E}_{zmin}, \mathbf{E}_{zmax}$  を求める.

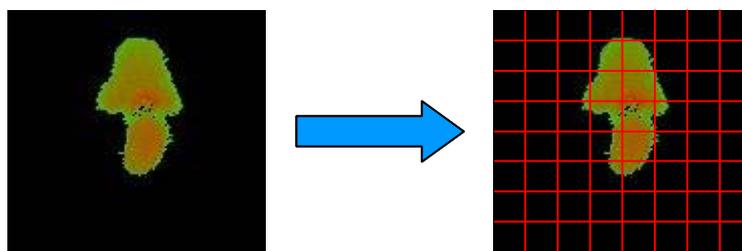


図 16 背景差分画像の局所領域化

#### 局所領域の平均距離

将来における分類対象となる姿勢の変更に対応するために、一般的な特徴量として局所領域の平均距離を導入する。局所領域の平均距離は、図 16 に示すように背景差分画像を一定サイズの局所領域画像に分割し、各局所領域画像において距離の平均値を算出し、これを特徴量とする。本研究では、 $128 \times 123$  画素の距離画像を  $32 \times 32$  の局所領域画像群に分割した。

## 4. 実験と考察

本研究では、まず提案手法の姿勢分類精度を確認するために、人物大の装置の組み立て作業を模擬した予備実験を行い、次に実際の製造工場での組み立て作業に対して提案手法を適用し、改善活動における提案手法の有用性について IEr による評価を行う。以下、4.1 節では人物大の装置の組み立て作業を模擬した実験について述べ、4.2 節では製造工場における人物大の装置の組み立て作業での実験について述べる。

### 4.1 人物大の装置の組み立て作業を模擬した実験

本実験では、まず SVM の学習で用いるパラメータの最適値を実験的に求める。次に、得られたパラメータを用いて複数の被験者の実験データから姿勢分類を行い、その精度について考察を行う。

#### 4.1.1 実験の環境と条件

人物大の装置の組み立て作業を模擬した実験環境の様子を図 17 に示す。模擬実験で行う作業は、異なる高さに複数の穴を開けた二本の木の棒を 70cm の間隔を開けて鉛直に立て (図 17(a))、指定されたサイズのボルトとナットを設置された部品棚から取ってそれぞれの穴に取り付ける作業および、大きさの異なる複数の箱を置かれている場所から指定された場所まで移動する作業とし、全工程が 10 分程度で終わる作業内容とした。ここで、ボルトとナットの取り付けには工具を使用しないものとし、移動する箱は両手を使用して運ぶ大型の箱、取り付けられた取っ手を持って運ぶ手提げタイプの中型の箱、片手で持つことができる小型の箱の三種類とした。実験で使用したこれらの作業内容を示した作業工程表の例を図 18 に示す。被験者には、この作業工程表を見ながら作業を行ってもらった。実験で行った全工程の作業工程表は、付録 B を参照されたい。



(a) 模擬実験環境全体の様子



(b) 距離画像センサの設置の様子



(c) 部品棚 (左側) の様子



(d) 部品棚 (右側) の様子

図 17 模擬実験環境

## 工程1

部品名	台番	数量
ボルト(M8-60)	④	1
ナット(M8)	④	1

作業内容
1. 部品箱④からボルト(M8-60)とナット(M8)を1つつ取る。 2. 柱Aの高さ180cmの穴にボルトとナットを取り付ける。 ※ボルトの向きに注意

(a) ボルトとナットの取り付け作業の指示例

## 工程10

部品名	台番	数量
箱A	⑤	1

作業内容
・箱Aを台⑤から台③へ移動する

(b) 箱の移動作業の指示例

図 18 作業工程表の例

実験で使用した木の棒に開けた穴の高さは，左側の木の棒が 20cm から 180cm まで 40cm 間隔，右側の木の棒が 40cm から 160cm まで 40cm 間隔とした．20cm，40cm，60cm の高さに開けた穴の数はそれぞれ 3 つとした．これは，多くの部品を扱い複雑な作業をする場合，部品を床に置きしゃがみ込んで作業を行う可能性が高まると考えたためである．また，ボルトを取り付ける穴の高さの順番は，上下動が発生するように高い位置の次に低い位置といった場合や，四つん這いが発生するように作業から部品の取得，次の作業までをすべて低い位置で行うなど様々なパターンを取り入れた．作業の様子を観測する距離画像センサは，床から 266cm の高さに人物を見下ろすように下向きで設置した (図 17(b))．ボルトやナット，箱の置かれている棚は，図 17(c) および図 17(d) に示すように三段階の高さで左右に設置した．

距離画像を取得するセンサとしては，一般的にステレオカメラ [25, 26] が多く用いられる．ステレオカメラは，二つ以上のカメラを用いたステレオ法により距離画像を取得するが，実際の製造工場では作業着や工場の床などのテクスチャが少ない場合が多く，ステレオ法のようなビューベースによる距離画像の取得は困難である．製造工場のようなテクスチャが少なく，照明変化が起こるシーンの距離画像を取得することができる三次元計測センサとして，超音波を用いたもの [27] や近赤外線を用いたもの [28] などがある．これらの能動的三次元計測センサは，対象とするシーンに超音波や近赤外線などのエネルギーを照射し，その反射が戻ってくるまでの時間から対象物までの距離を計測する．本実験では，センサの解像度や画角，測距範囲，応答速度などから，図 19 に示す松下電工製の EKL3101K [28] を距離画像センサとして用いた．このセンサは，CCD 撮像素子により  $128 \times 123$  画素 (水平画角  $60^\circ$ ，垂直画角  $45^\circ$ ) の距離画像を毎秒 15 フレーム計測可能であり，計測可能な距離は最大で約 7.5m である．

被験者は，表 1 に示す身長が 168cm から 178cm の本学男子学生十名である．このうち，被験者 A ~ E の五名については二回測定を行い，一回分のデータを学習用，一回分のデータを評価用として用いた．また，被験者 F ~ J の五名については一回測定を行い，評価に用いるデータとした．

SVM で用いるカーネル関数は，汎化性能が高く調整するパラメータが少ない



図 19 距離画像センサ [28]

ことから付録 A.3 で示す RBF カーネル (式 (24)) を用いた。また、複数クラスの識別法として、高い識別性能が得られることで知られていることから付録 A.4 で示す one-against-one 法 [29] を用いた。

本実験では、俯瞰距離画像および横からビデオカメラによって撮影したカラー映像を目視により確認し、撮影された俯瞰距離画像の全フレームに対して手動で教示姿勢のいずれかを与えた。ここで、セル内における人物の位置はあらかじめ分かっているものとし、作業者の全身が映っていないフレームは学習・分類の対象外とした。作業中に被験者が取った姿勢には、「踏み出し」と「前屈」を同時に行っている姿勢が見られた。この姿勢においては、「前屈」よりも「踏み出し」の方が「立位」からの重心移動が大きく改善効果の大きいムダと判断し、本実験では「踏み出し」を正解として与えた。SVM の学習は、被験者 A ~ E 五名分の学習用の教示データを用いて行った。教示データにおいて、姿勢変化の途中で見られるどちらの姿勢か判断が困難な姿勢は学習に用いないこととした。姿勢分類には、被験者 A ~ E の教示データとは異なるシーケンスのデータおよび被験者 F ~ J のデータを用いた。

表 1 被験者の身長と取得データ

		身長[cm]	取得データ	
			学習用	評価用
被験者	A	172	○	○
	B	173	○	○
	C	178	○	○
	D	170	○	○
	E	168	○	○
	F	170	—	○
	G	168	—	○
	H	171	—	○
	I	173	—	○
	J	169	—	○

#### 4.1.2 実験結果と考察

本実験ではまず、SVMの学習で用いるパラメータの最適値について検討する。RBFカーネルを用いたSVMの調整可能なパラメータは、付録式(17)におけるはずれ値に対するペナルティ乗数 $C$ および付録式(24)におけるモデルの複雑さを表すパラメータ $\gamma$ の二つである。パラメータの最適値は、被験者Aの評価用のデータを用いて正解率を算出することで求める。本実験では、被験者A~E五名分の学習用データのうち、すべてのフレームを用いて学習を行った場合、学習に用いる各姿勢の教示データのフレーム数を統一して学習を行った場合について検討する。ここで、学習に用いる各姿勢の教示データのフレーム数を統一してSVMの学習を行う場合では、各被験者から教示姿勢毎に20フレーム(約1.3秒)をランダムで選択することで、各教示姿勢につき100フレームの教示データをSVMの学習に用いる。被験者によってシーケンス全体で教示データが20フレーム得られない姿勢があるため、その場合は他の被験者からデータを補う。ここで、実際に改善活動で提案手法を用いることを考えた場合、3.2節でも述べたように学習で用いるデータを多くするには手間がかかり、効率的な改善活動の妨げになるため、本実験では教示データとして用いるフレームの数を少なく設定した。

表 2 各被験者の評価用データにおける各姿勢のフレーム数

フレーム数 [フレーム]	踏み出し	立位	前屈	しゃがみ込み	四つん這い
被験者A	123	1731	814	4121	332
被験者B	37	2286	518	3433	11
被験者C	204	1393	1338	2559	239
被験者D	48	561	877	4314	328
被験者E	35	1847	532	1338	0
被験者F	4	647	583	3079	376
被験者G	49	1241	845	2712	269
被験者H	35	1088	825	4818	261
被験者I	29	851	706	3645	64
被験者J	78	1420	2347	1642	9
合計	642	13065	9385	31661	1889

各教示姿勢の作業における出現頻度は、表 2 に示すように大きく異なる。学習対象となるすべてのフレームを用いる場合では、作業における各教示姿勢の出現頻度に応じた学習を行うことになり、作業の多くの時間において作業者の姿勢を正しく推定することができると考えられるが、出現頻度の低い教示姿勢を誤って推定する可能性が高くなると考えられる。これに対し、各教示姿勢の教示データのフレーム数を統一する場合では、各教示姿勢の出現頻度に関係なく学習を行うため、出現頻度の低い教示姿勢も正しく推定することができるが、出現頻度の高い姿勢を多く誤推定すると考えられる。本実験では、SVM の学習で用いるパラメータの最適値を求めるため、学習対象となるすべてのフレームを用いる場合と各教示姿勢の教示データのフレーム数を統一する場合のそれぞれにおいて、作業の様子を撮影したシーケンス全体において、教示姿勢に関係なく全フレームを対象として正解率を式 (5) を用いて算出した全体正解率および、作業の様子を撮影したシーケンス全体において、各教示姿勢毎の正解率の平均を式 (6) を用いて算出した姿勢平均正解率を用いる。

$$\text{全体正解率} = \frac{\text{シーケンス全体で正解したフレーム数}}{\text{正解データの全フレーム数}} \quad (5)$$

表 3 全フレーム学習時の教示姿勢別正解率 (被験者 A:  $C = 200$ ,  $\gamma = 0.1$ )

	踏み出し	立位	前屈	しゃがみ込み	四つん這い
正解率 [%]	58.54	84.75	86.73	98.47	99.10

$$\text{姿勢平均正解率} = \frac{\text{各教示姿勢の正解率の総和}}{\text{教示姿勢数}} \quad (6)$$

被験者 A ~ E 五名分の学習用の教示データのうち、学習の対象となるすべてのフレームを用いて学習を行った場合におけるパラメータ  $C$  および  $\gamma$  の変化に対する全体正解率の変化の様子を図 20 に、パラメータ  $C$  および  $\gamma$  の変化に対する姿勢平均正解率の変化の様子を図 21 に示す。

全体正解率は、 $C$  の値にかかわらず  $\gamma = 0.5$  の時に最も正解率が高くなっている。全体正解率が最も高い  $C$  の値は、 $C = 100, 200$  において 93.48 % であった。姿勢平均正解率は、 $C = 1$  の場合のみ  $\gamma = 0.5$  で最も正解率が高くなっているものの、 $C = 10, 100, 200$  ではともに  $\gamma = 0.1$  で正解率が最も高くなっている。姿勢平均正解率が最も高い  $C$  の値は、 $C = 200$  の時に 85.52 % であった。以上のことから、最適なパラメータは  $C = 200$  および  $\gamma = 0.1$  となるが、この時の各教示姿勢の正解率 (表 3) を見てみると、「踏み出し」の正解率が 58.54 % と低い値となった。これは、表 2 で示すように各教示姿勢のフレーム数が大きく異なり、SVM で決定された姿勢間の識別境界付近にも「立位」や「しゃがみ込み」といったフレーム数の多い姿勢の学習パターンが多く存在するため、これらの姿勢に識別されやすい識別境界が決定されたためだと考えられる。

被験者 A ~ E 五名分の学習用の教示データのうち、各教示姿勢の学習に用いる教示データのフレーム数を統一する場合におけるパラメータ  $C$  および  $\gamma$  の変化に対する全体正解率の変化の様子を図 22 に、パラメータ  $C$  および  $\gamma$  の変化に対する姿勢平均正解率の変化の様子を図 23 に示す。

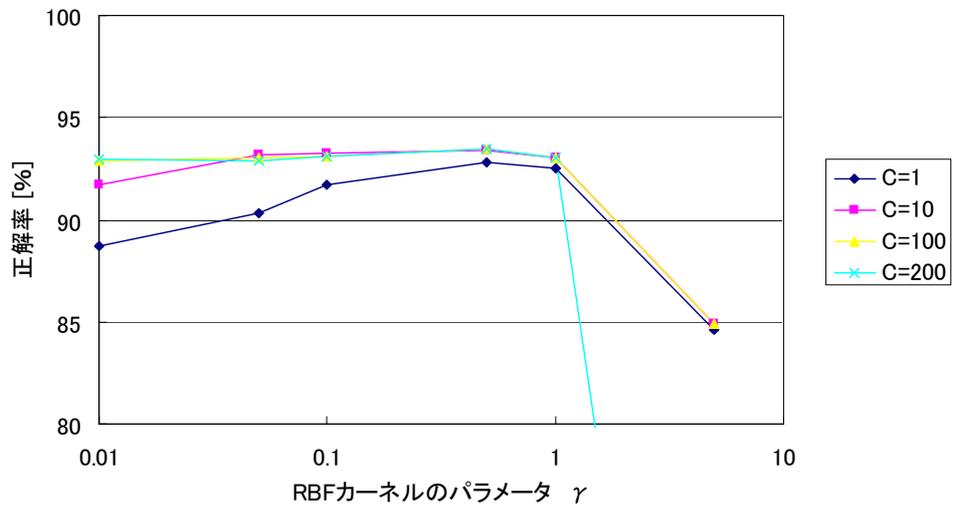


図 20 全フレーム学習時の全体正解率

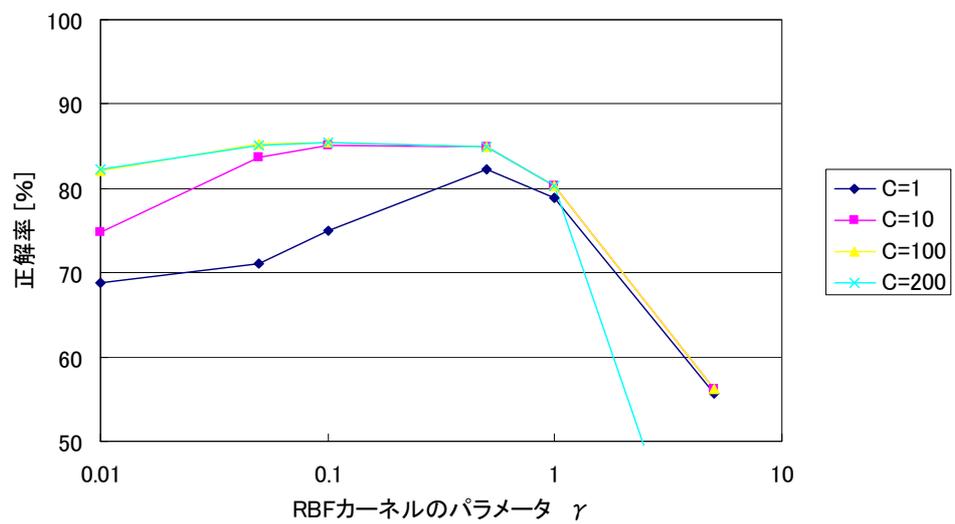


図 21 全フレーム学習時の姿勢平均正解率

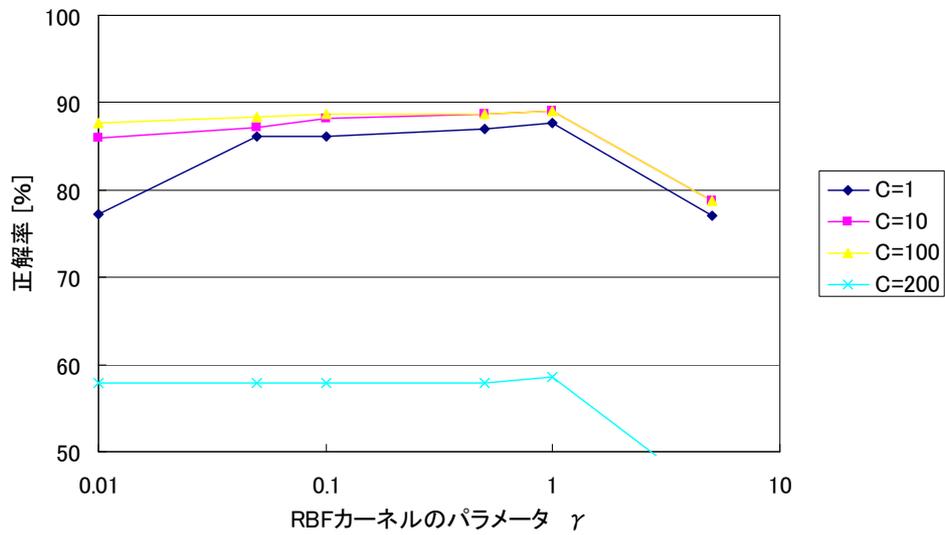


図 22 定数フレーム学習時の全体正解率

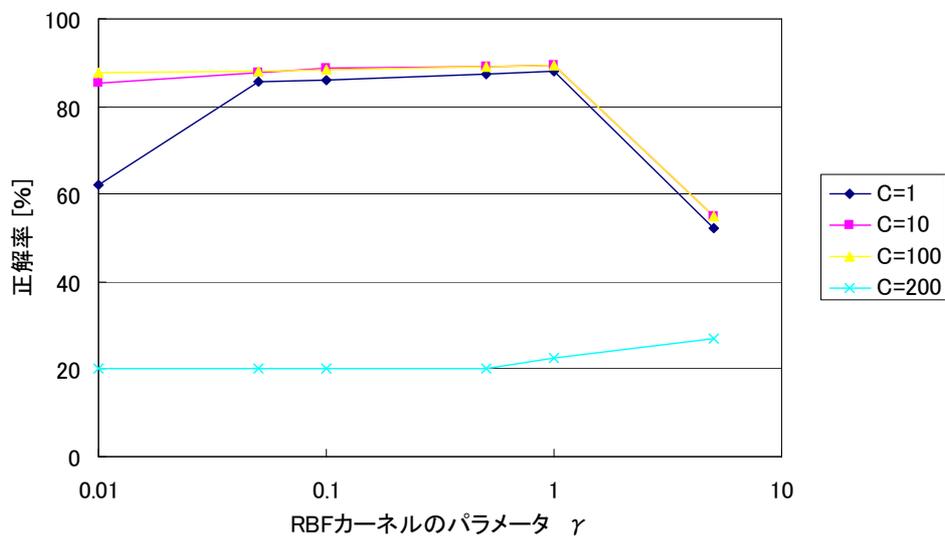


図 23 定数フレーム学習時の姿勢平均正解率

表 4 定数フレーム学習時の教示姿勢別正解率 (被験者 A:  $C = 10, \gamma = 1.0$ )

	踏み出し	立位	前屈	しゃがみ込み	四つん這い
正解率 [%]	99.19	70.08	83.05	97.06	97.59

全体正解率は、 $C$  の値にかかわらず  $\gamma = 1.0$  の時に最も正解率が高くなっている。全体正解率が最も高い  $C$  の値は、 $C = 10, 100$  において 88.96 % であった。姿勢平均正解率は、 $C = 200$  の場合のみ  $\gamma = 5.0$  で最も正解率が高くなっているものの、 $C = 1, 10, 100$  ではともに  $\gamma = 1.0$  で正解率が最も高くなっている。姿勢平均正解率が最も高い  $C$  の値は、全体正解率と同じく  $C = 10, 100$  の時であり、89.39 % であった。学習用の全教示データを用いて学習を行った場合と比べ、全体正解率は下がり、姿勢平均正解率は上がる結果となり、姿勢平均正解率が全体正解率を上回る結果となった。姿勢平均正解率が最も高くなったパラメータ  $C = 10, \gamma = 1.0$  における各教示姿勢の正解率を表 4 に示す。「立位」の正解率が 70.08 % と若干低い値となったが、他の姿勢ではすべて 80 % 以上の正解率が得られている。

本実験では、IE においては出現頻度にかかわらずすべての教示姿勢が安定して推定できることが望ましいと考え、学習に用いる教示データは各教示姿勢のフレーム数を統一し、パラメータ  $C$  および  $\gamma$  を変化させたときの姿勢平均正解率が最も高くなるパラメータ値を採用する。以降の実験では、SVM の学習に用いるパラメータを姿勢平均正解率が最も高くなる  $C = 10, \gamma = 1.0$  とした。

次に、被験者十名の評価用のデータを用いて提案手法の姿勢分類精度の評価を行う。SVM の学習モデルは、各姿勢の教示データを 100 フレームで統一し、パラメータが  $C = 10, \gamma = 1.0$  のものを用いた。各被験者における姿勢平均正解率を図 24 に、各教示姿勢において学習にデータを用いた被験者 A ~ E と学習にデータを用いなかった被験者 F ~ J それぞれ五名ずつの姿勢平均正解率の平均を取ったものを図 25 に示す。ここで、それぞれのグラフにおいて棒グラフの上についているバーは標準偏差を表している。また、各被験者の全工程における姿勢の遷移を色別で表したものを図 26 に示し、図 26 における被験者 A の工程開始 2 分から

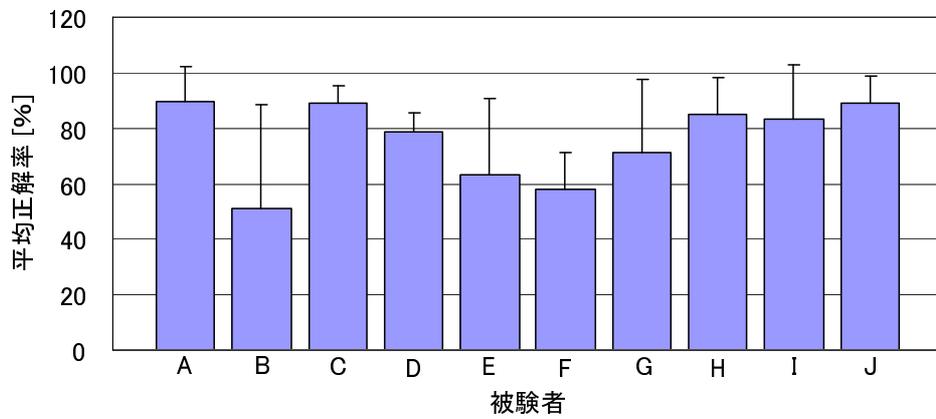


図 24 各被験者の姿勢平均正解率

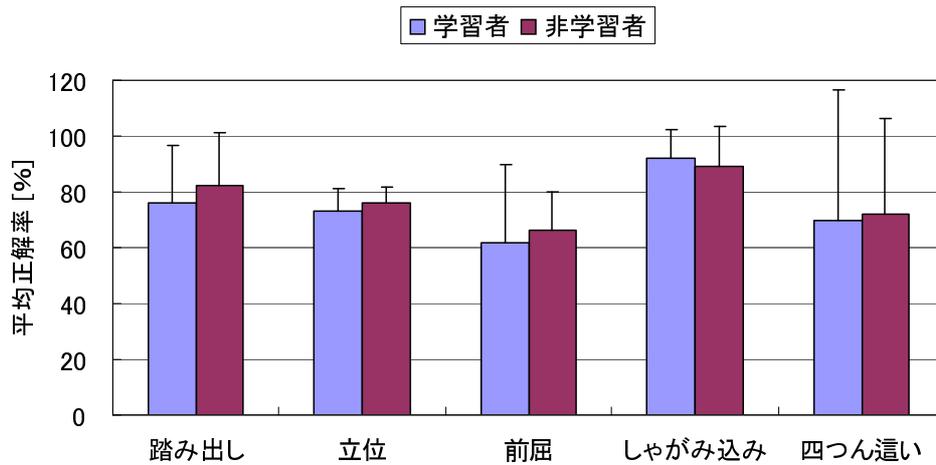


図 25 学習者・非学習者の被験者平均正解率

3分の部分を拡大し，グラフ化したものを図 27 に示す．図 26，27 における横軸は時間を表す．さらに，全被験者を対象とした各教示姿勢における推定された姿勢のフレーム数と正解率を表 5 に示す．

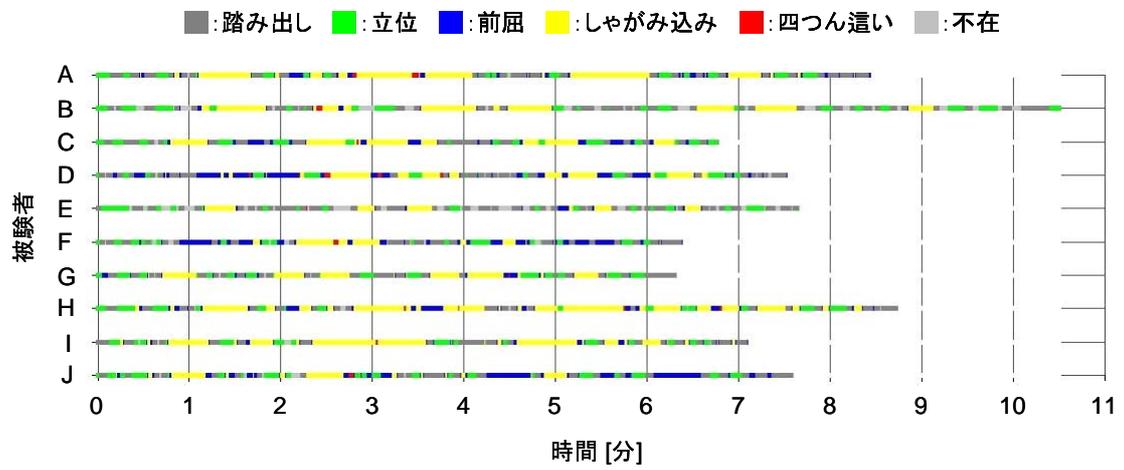


図 26 各被験者の全工程における姿勢遷移

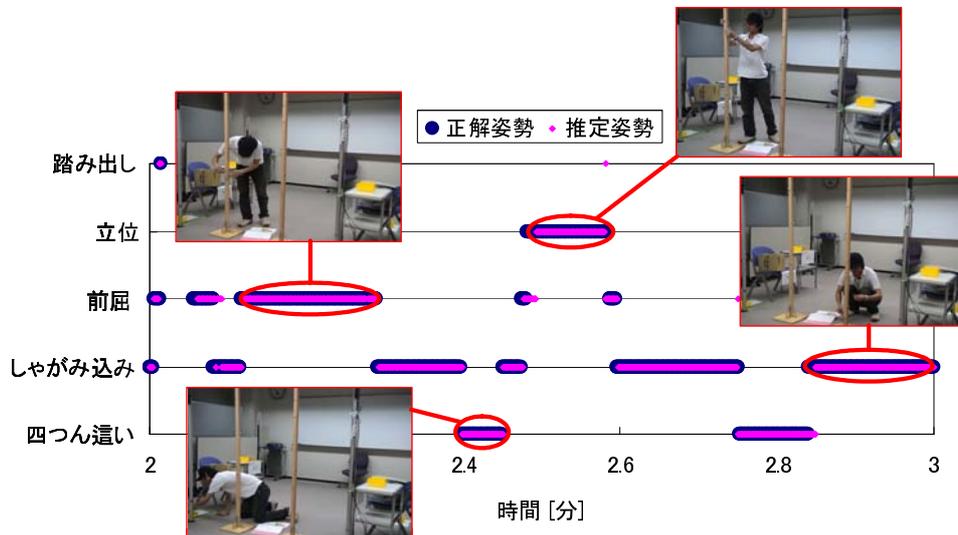


図 27 姿勢遷移の詳細な様子 (被験者 A)

表 5 全被験者を対象とした各教示姿勢の正解率

		推定姿勢 [frame]					正解率 [%]
		踏み出し	立位	前屈	しゃがみ込み	四つん這い	
正解姿勢 (frame)	踏み出し (642)	561	30	43	0	8	87.38
	立位 (13065)	1721	9658	1632	36	18	73.92
	前屈 (9385)	925	980	6693	731	56	71.32
	しゃがみ込み (31661)	327	346	1754	28309	925	89.41
	四つん這い (1889)	72	3	175	262	1377	72.90

図 24 において、被験者 A, C, D, H ~ J は概ね 80 % 以上の正解率が得られているが、被験者 G は 70 % 程度、被験者 B, E, F は 70 % 未満の正解率となっている。これは、「踏み出し」「立位」「前屈」の推定においてこの三姿勢間で誤推定が多く起こっており、各被験者ともに立位で 60 ~ 70 %、「踏み出し」「前屈」で 30 ~ 60 % 程度の正解率となっている。俯瞰画像では、踏み出した足が作業員自身の体で隠れて映らないことが原因と考えられる。また、作業員が移動している場合、歩幅の大きさにかかわらず踏み出しと推定されているシーンが多く見られた。その他の誤推定の例として、図 28 に示すようなふたつの姿勢の中間的な姿勢における誤推定が多く見られた。このことは、表 5 からも見取れる。表 5 において赤で示された部分は正しく推定されたフレーム数を示し、青で示された部分は図 12 で示した姿勢遷移において対象となる教示姿勢と隣り合う姿勢を示している。表より、誤って推定されたフレームの多くは青で示された部分に含まれ、正解姿勢と近い姿勢で誤推定が起こっていることが示されている。また、被験者 B では 6285 フレームのシーケンス中で 37 フレームしか踏み出しがなく、わずかな誤推定が正解率に大きく影響している。これらの理由により、被験者 B, E, F では姿勢平均正解率が低くなってしまったと考えられる。さらに、頭髪部分における距離の誤計測による誤推定の例を図 29 に示す。本実験で用いた距離画像センサは、



(a) 「立位」と「前屈」の中間姿勢の例

(b) 「前屈」と「しゃがみ込み」の中間姿勢の例

図 28 誤推定の起こりやすい姿勢

4.1.1 でも述べたように近赤外光を対象シーンに照射し、その反射が戻ってくるまでの時間から距離を計測するため、頭髮部分では乱反射などにより距離を正しく計測することができない。実際の製造工場では作業中の着帽を義務付けている工場が多く、大抵の姿勢における計測は問題ないと考えられる。しかし、「前屈」や「四つん這い」など後ろ髪が写る場合は、その部分での誤計測が生じることが考えられるため、このようなノイズへの対策が必要と考えられる。

図 25 では、「前屈」で 60 % 台の正解率となっているが、その他の教示姿勢では学習者、非学習者にかかわらず概ね 70 % 以上の正解率が得られている。また、各教示姿勢において学習者-非学習者間で  $t$  検定を行ったところ、すべての教示姿勢において学習者-非学習者の間に有意差は認められなかった。

図 26 では、全工程での姿勢遷移の様子や各教示姿勢の出現頻度、被験者毎の作業に要した時間などを把握することができ、実際の改善活動で改善活動従事者に対して提供する最も基本的な情報とする。図 26 からでは姿勢の変化の様子を詳しく知ることは困難なため、図 27 のように拡大して見ることでこれを可能とする。また、図 27 からわかるように、姿勢が変化している時間帯では誤推定が見られるが、同一姿勢が長時間続くような時間帯では安定して推定できているこ

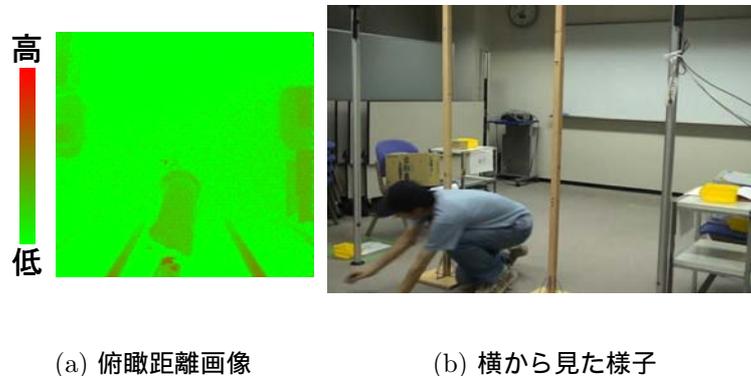


図 29 頭髪による誤推定の例 (正解姿勢: 「四つん這い」 推定姿勢: 「立位」)

とが確認できる。

## 4.2 製造工場における人物大の装置の組み立て作業での実験

本実験では、実際の製造工場において人物大の装置の組み立て作業を行っている様子を距離画像センサで撮影し、提案手法により姿勢を分類した。また、得られた結果について IEr へヒアリングを行い、提案手法の作業改善活動支援における有効性について評価していただいた。

### 4.2.1 実験の環境と条件

本実験で対象とした人物大の装置の組み立て作業は、オムロン株式会社の綾部事業所における基板検査装置の組み立て作業である。実際の作業が行われているセルの様子を図 30 に示す。ここで、図 30(d) は上方から撮影されたセル全体の様子と距離画像センサの撮影範囲を示している。本研究で対象とするセルの寸法は 400cm × 400cm、人物大の装置 (図 30(a) 中央) の寸法は幅 70cm × 奥行 90cm × 高さ 160cm である。この組み立て作業は、装置の製造開始から全工程が終了するまでに一日 8 時間労働で 3 日かかる作業である。本実験では、距離画像センサとし

て 4.1 節で述べた模擬実験と同様，松下電工製の EKL3101K[28] を用い，床から 266cm の高さに人物を見下ろすように下向きで設置した．本実験では，図 30(d) に示すように人物大の装置の一边を製造の開始から全工程が完了するまで撮影した．SVM の学習で用いるカーネル関数および複数クラスの識別法は，模擬実験と同じ RBF カーネル (式 (24)) および one-against-one 法を用いた．教示データは，実際に人物大の装置の組み立て作業の様子を撮影した映像の中から，教示姿勢毎に 100 フレームずつ選択した．また，パラメータは模擬実験により得られた最適値  $C = 10$  ,  $\gamma = 1.0$  とした．



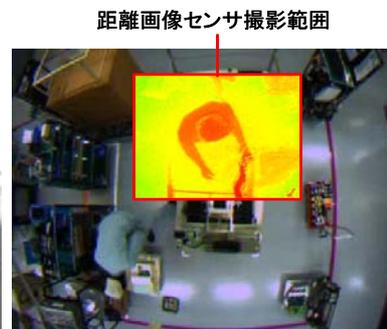
(a) 作業環境全体の様子



(b) 距離画像センサの設置の様子



(c) 部品棚



(d) 距離画像センサの撮影範囲

図 30 実際の製造工場におけるセルの様子

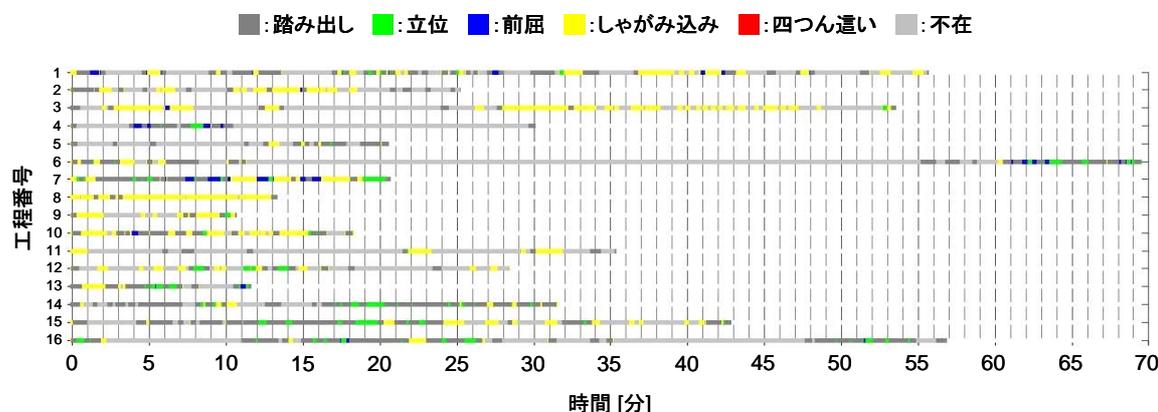


図 31 各工程における姿勢の分布 ( $C = 10, \gamma = 1.0$ )

#### 4.2.2 実験結果と考察

3日間の作業のうち、初日の作業の各工程における推定した姿勢の遷移を図 31 に示す。ここで、縦軸は作業の工程番号を表し、横軸は各工程の経過時間を分単位で表す。この図からは、各工程における姿勢遷移の様子や各教示姿勢の出現頻度、作業にかかった時間などを概観することができる。図中に「踏み出し」が多く発生しているが、そのほとんどは移動中の姿勢を「踏み出し」と推定したものである。また、工程 6 において長時間の不在が見られるが、これは昼休みのため作業を行っていない時間帯である。

図 31 中の工程 9 に着目したものを図 32 に示す。ひとつの工程に着目した場合、図中の円グラフで示すような工程内の各教示姿勢の割合を改善活動従事者に対して提示できる。これにより、「しゃがみ込み」が多い、上下動が多いなどの工程の特徴を捉えることができる。工程 9 では、工程の開始から 9 分のあたりで「四つん這い」が発生していることがわかる。「四つん這い」は発生すること自体がムダの発生を意味するため、このようなムダと直結する特定の姿勢が発生する作業は改善すべきである。

図 31 中の工程 1 に着目したものを図 33 に示す。工程 1 では、工程の開始 27 分から 28 分のあたりで「前屈」が発生していることがわかる。「前屈」の姿勢で長

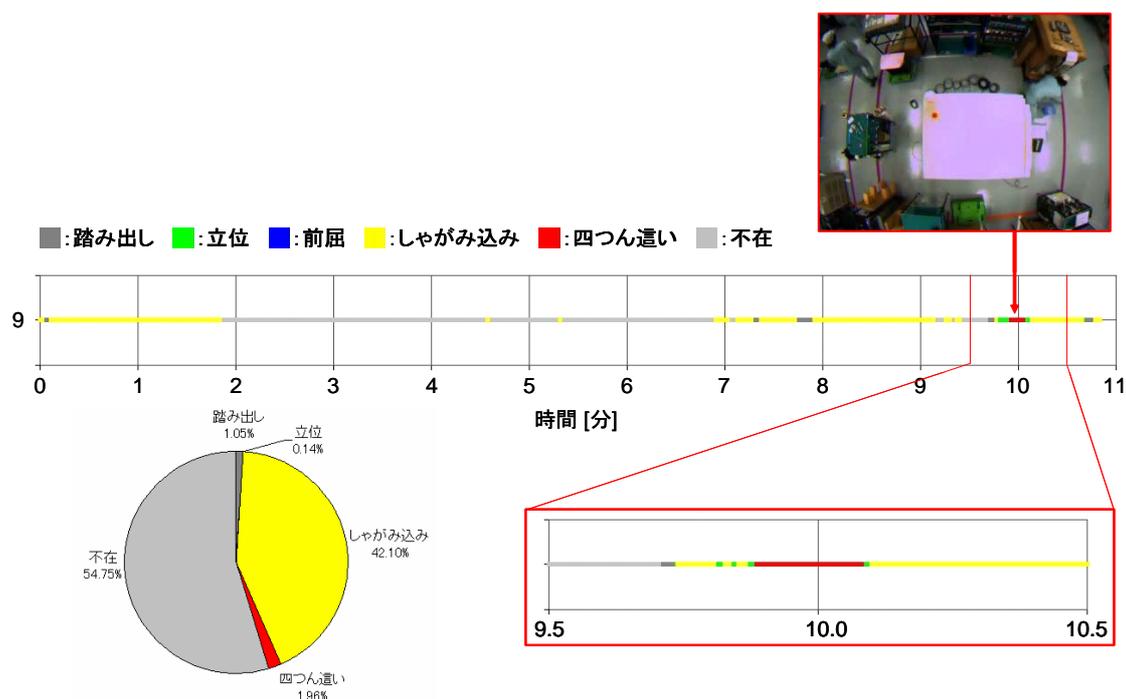


図 32 工程 9 における姿勢遷移と各教示姿勢の割合

時間作業をすることは腰への負担が大きいため、このようなムリな姿勢での作業は改善すべきである。

また、工程 16 の工程開始 19 分から 20 分に着目したものを図 34 に示す。この時間帯では、頻繁に立ち上がり、しゃがみ込みの動作が行われていることがわかる。作業姿勢はできる限り「立位」を保つのが良いとされており、全身の上下動は身体に対して大きな負荷となるため改善すべきである。

このように、姿勢を推定することで長時間の作業の中から改善すべき点を効率的に発見することができる。提案手法の実運用を考えた場合、セル全体を観測対象とするために複数台の距離画像センサを用いる必要がある。実際の作業では複数人がセル内に存在することが考えられるが、従来から行われている移動作業者の追跡手法と組み合わせ、各作業領域において姿勢推定を行うことが可能である。これらの情報を IE の専門家である吉植氏に提示し、提案手法の有用性につ

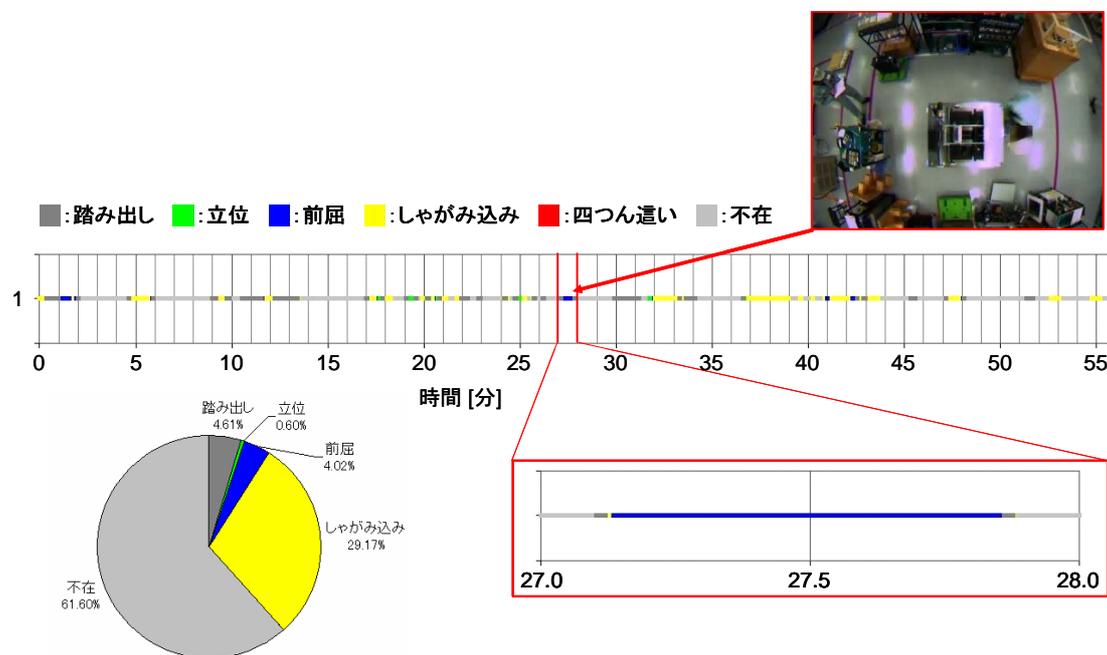


図 33 工程 1 における姿勢遷移と各教示姿勢の割合

いてヒアリングを行い、以下に示す 2 点について提案手法の有用性が示唆された。

- 観測・分析の効率化

従来、リードタイムが長い作業の改善活動を行う時は、現場を 1 時間ほど観察してその時に発見できるムダを改善したり、ビデオで撮影した映像から時間をかけてムダを発見しており、観測した時間帯だけしか改善が行えなかった。しかし、提案手法を用いることで観測漏れがなく、改善すべき作業を効率的に発見できる。

- ムダに関する情報の定量的把握による作業者の意識改善

従来、リードタイムが長い作業の改善活動では、ムダに関する情報を定量的に示すことが困難であり、作業者に対して改善点を説明する際に理解が得られないケースが多々発生していた。作業者はムダな動作やムリな姿勢を日常的に行っているため、これらをムダとして認識していない。IE にお

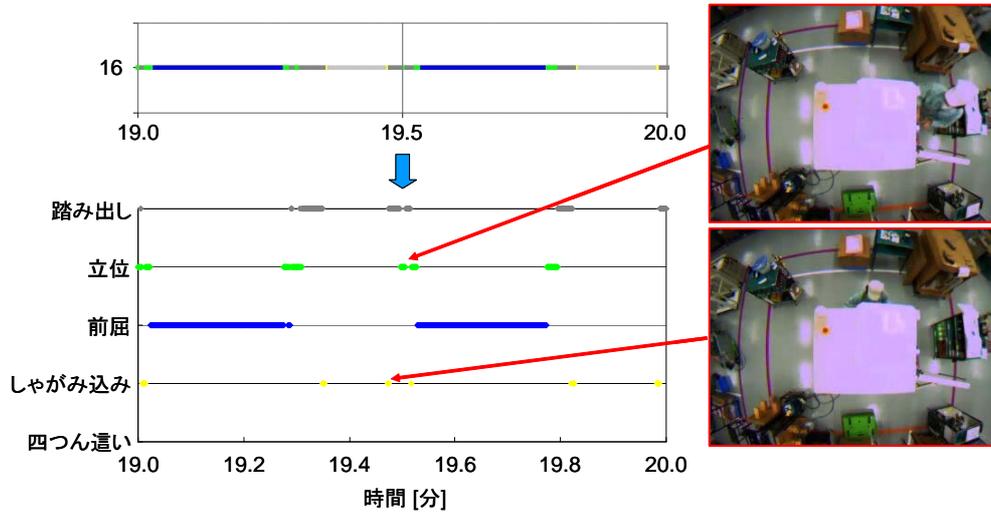


図 34 工程 16 に見られる全身上下動

いては、作業者にムダであることを示し、改善意識を持ってもらうことが重要である。そこで、一日を通しての姿勢遷移、同一姿勢の継続時間、ムダな姿勢の発生頻度などの情報を定量的に把握して作業者に示すことで、作業者のムダに対する理解が得やすくなる。

## 5. まとめ

本論文では、セル生産方式による人物大の装置の組み立て作業を対象としたIEを支援するシステムの一環として、ムダを発見するために重要な作業者の姿勢を俯瞰距離画像から推定する手法を提案した。提案手法では、製造工場の環境制限により天井に設置した距離画像センサにより得られた俯瞰距離画像から人物の姿勢を反映した特徴量を抽出し、パターン識別手法のひとつであるSVMを用いて作業者の姿勢を予め定義した教示姿勢のいずれかに分類する。

人物大の装置の組み立て作業を模擬した実験では、SVMの学習で用いるパラメータの最適値を求め、得られた最適なパラメータ値を用いて被験者十名の作業姿勢の推定を行った。その結果、六名の被験者で80%以上の正解率が得られたが三名の被験者では70%以下の正解率となった。推定に失敗した例として、自己オクルージョンにより足が写らなかった場合の踏み出しや、姿勢変化時に生じるふたつの姿勢の中間的な姿勢で見られた。

実際の製造工場における人物大の装置の組み立て作業での実験では、提案手法により推定された姿勢から、作業のムダを発見するのに役立つ情報として抽出した、一日を通しての姿勢遷移、同一姿勢の継続時間、ムダな姿勢の発生頻度などの情報を改善活動の専門家に提示し、提案手法の有用性について評価した。その結果、従来では全工程を観測することが困難であったリードタイムの長い作業において、観測漏れなくムダの発見に役立つ情報が得られるため、改善活動の観測・分析の効率化が図れる点や、ムダに関する情報を定量的把握して作業者に提示することで、作業者が日常的に行っているムダを認識させ、改善に対する意識を持ってもらうことができる点の2点について有用であるという意見をもらった。

今後の課題として、SVMの学習で用いるパラメータの最適化や特徴量の改良による中間姿勢の正解率向上、実際の改善活動での利用を考慮した教示データの効率的な与え方の確立、部品などの把持を行っている状態の姿勢推定などが挙げられる。正解率向上では、「四つん這いから立位になることはありえない」などの事前知識を用いることが考えられる。さらに、改善活動を行う上で推定に失敗しているシーンが見られた場合、これを教示データに追加して再学習することでさらに精度の高い学習モデルが得られると考えられる。提案手法の実運用を考えた

場合，教示データを与える際に取得した映像中から抽出したい姿勢が映っているシーンの発見が困難な場合も考えられる．そこで，予め抽出したい姿勢を撮影し，これを教示データとして識別器の学習を行い，実際の作業における作業者の姿勢推定を行う．これにより，実際の作業映像から抽出したい姿勢が映っているシーンを容易に発見することができる．また，本論文で対象としなかった上肢の動作解析など，詳細な作業分析の実現が期待される．

## 謝辞

本研究の全過程を通して、懇切なる御指導，御鞭撻を頂いた視覚情報メディア講座 横矢直和教授に心より感謝申し上げます。また，本研究の遂行にあたり有益な御助言，御鞭撻を頂いた知能情報処理学講座 木戸出正継教授，ならびにテーマ設定から本論文の執筆に至るまで多くの御指導，御助言を頂いた視覚情報メディア講座 山澤一誠准教授に深く感謝致します。さらに，本研究を進めるにあたり，製造工場での実験や IET へのヒアリングにおいて多大なる御支援をしていただき，有益な御助言を頂いたオムロン株式会社 生雲公啓氏ならびに知識情報制御グループの方々に厚く御礼申し上げます。また，研究を行うにあたり，多大なる御助言を頂いたシステム制御・管理講座 野田賢准教授，関西学院大学 河野恭之教授に心より感謝申し上げます。そして，本研究の取り組みに対して有益な御助言を頂き，提案手法の有用性について評価をしていただいた NPS ソリューション 吉植久正氏に厚く御礼申し上げます。さらに，本研究を進めるにあたり，物心両面において温かい御支援を頂いた視覚情報メディア講座 神原誠之助教，ならびに多大なる御助言を頂いた視覚情報メディア講座 佐藤智和助教に深く感謝致します。また，研究室での生活を支えていただいた視覚情報メディア講座事務補佐員 高橋美央女史に厚く御礼申し上げます。そして，本研究の遂行にあたり多大なる御助言を頂いた視覚情報メディア講座 石川智也氏に深く感謝申し上げます。最後に，忙しい中，模擬実験にご協力頂いたソフトウェア工学講座 西澤茂隆氏，ならびに視覚情報メディア講座の諸氏に厚く御礼申し上げます。

## 参考文献

- [1] 吉本一穂, 大成尚, 渡辺健: “メソッドエンジニアリング”, 朝倉書店, 2006.
- [2] 松下電器産業株式会社: “工場見える化システム”,  
<http://panasonic.biz/it/factory/>.
- [3] ジャシィ株式会社: “OTRS”,  
[http://www.jasi-ie.co.jp/product/otrs\\_1.html](http://www.jasi-ie.co.jp/product/otrs_1.html).
- [4] 萩原電気株式会社: “OP @ Suite 作業分析”,  
<http://www.hagiwara.co.jp/compo/pdf/OPSuiteWork.pdf>.
- [5] 服部可奈子, 豊嶋伊知郎, 板倉豊和, 吉田琢史, 折原良平: “時系列の位置データを用いた人間行動分析 顧客行動分析, 工場ムダ作業, 不審者発見に対する適用例”, 人工知能学会全国大会, 2C5-6, , 2007.
- [6] 板倉豊和, 服部可奈子, 折原良平: “工場作業者の作業軌跡データからのムダ作業発見”, 電子情報通信学会技術研究報告, PRMU2006-116, , 2006.
- [7] C. Ware, K. Arthur and K. S. Booth: “Fish tank virtual reality,” *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 37–42, 1993.
- [8] L. Herda, P. Fua, R. Plaenkers, R. Boulic and D. Thalmann: “Skeleton-based motion capture for robust reconstruction of human motion,” *In Proceedings of the Computer Animation*, pp. 77–83, 2000.
- [9] T. Molet, Z. Huang, R. Boulic and D. Thalmann: “An animation interface designed for motion capture,” *Proceedings of Computer Animation*, pp. 77–85, 1997.
- [10] 北嶋啓至, 萩原将文: “遺伝的アルゴリズムとファジー推論を用いた単一静止画からの人物姿勢推定”, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), Vo. J82-D-II, No. 2, pp. 196–204, 1999.

- [11] 御厨隆志, 吉次信也, 尾下真樹: “人体の構造に基づいた単一画像からの姿勢推定手法”, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2007) 講演論文集, pp. 1576–1581, 2007.
- [12] 岩澤昭一郎, 海老原一之, 大谷淳, 中津良平, 森島繁生: “熱画像を用いた人物全身像の実時間姿勢推定”, 映像情報メディア学会誌, Vo. 51, No. 8, pp. 1270–1277, 1997.
- [13] R. Plänkers and P. Fua: “Articulated soft objects for multiview shape and motion capture,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vo. 25, No. 9, pp. 1182–1187, 2003.
- [14] 平尾公男, 中澤篤志, 清川清, 竹村治雄: “多関節 cg モデルと距離画像による上半身の姿勢推定”, 電子情報通信学会技術研究報告, PRMU2004-177, , 2004.
- [15] J. Carranza, C. Theobalt, M. Magnor and H. P. Seidel: “Free-viewpoint video of human actors,” *ACM Transactions on Graphics*, Vo. 22, No. 3, pp. 569–577, 2003.
- [16] 高橋和彦, 坂口竜己, 大谷淳: “実時間非接触非装着型 3 次元人物姿勢推定法に関する一考察”, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), Vo. J83-D-II, No. 5, pp. 1305–1314, 2000.
- [17] I. Mikić, M. Trivedi, E. Hunter and P. Cosman: “Articulated body posture estimation from multi-camera voxel data,” *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 455–460, 2001.
- [18] 田中秀典, 中澤篤志, 竹村治雄: “ボリュームデータの細線化とグラフマッチングを用いた事例ベース人体姿勢推定”, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2007) 講演論文集, pp. 1414–1419, 2007.
- [19] 前田英作: “痛快!サポートベクトルマシン -古くて新しいパターン認識手法-”, 情報処理, Vo. 42, No. 7, pp. 676–683, 2001.

- [20] 津田宏治: “サポートベクターマシンとは何か”, 電子情報通信学会誌, Vo. 83, No. 6, pp. 460–466, 2000.
- [21] W. Karwowski and W. S. Marras: “The occupational ergonomics handbook,” CRC Press, pp. 447–458, 1999.
- [22] O. Karhu, P. Kansi and I. Kuorinka: “Correcting working postures in industry: A practical method for analysis,” Applied Ergonomics, Vol. 8, pp. 199–201, 1977.
- [23] 西條富美代: “姿勢と動作 - 作業姿勢と負担 -”, 理学療法科学, Vo. 10, No. 3, pp. 127–134, 1995.
- [24] 森田真司, 山澤一誠, 寺沢征彦, 横矢直和: “全方位画像センサを用いたネットワーク対応型遠隔監視システム”, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), Vo. J88-D-II, No. 5, pp. 864–875, 2005.
- [25] P. G. R. Inc.: “Bubblebee2”,  
<http://www.ptgrey.com/products/bumblebee2/index.asp>.
- [26] 東京エレクトロニクス株式会社: “ステレオカメラ td-bd-scav2pro”,  
<http://www.inrevium.jp/pm/camera/scav2.html>.
- [27] 株式会社プロアシスト: “3次元超音波画像センサユニット”,  
[http://www.proassist.co.jp/work\\_hardware.htm](http://www.proassist.co.jp/work_hardware.htm).
- [28] 松下電工株式会社: “距離画像センサ あかりと電気設備 ebox”,  
<http://biz.national.jp/Ebox/kyorigazou/index.html>.
- [29] C. W. Hsu and C. J. Lin: “A comparison of methods for multi-class support vector machines,” *IEEE Transactions on Neural Networks*, 13(2), pp. 415–425, 2002.

## 付録

### A. SVM

サポートベクターマシン (SVM: Support Vector Machine) は、線形しきい素子を用いた 2 クラスのパターン識別手法であり、カーネルトリックと呼ばれる方法により非線形のパターン識別手法として拡張され、高い汎化性能を持つことから様々な分野で用いられている。また、複数の SVM を組み合わせることで多クラスの問題に対応することができる。

以下、A.1 節では線形識別手法としての SVM の基本形について述べる。A.2 節では、2 クラスが線形分離不可能な場合の線形識別手法であるソフトマージンについて述べ、A.3 節では非線形識別手法への拡張方法であるカーネルトリックについて述べる。

#### A.1 線形 SVM

線形分離可能な場合の線形 SVM を図 35 に示す。図中の丸点と三角点はそれぞれクラス  $\chi_1$ ,  $\chi_2$  の学習データを表し、実線は二つのクラスを分離する識別平面を表す。識別平面付近には、破線で挟まれた学習データの存在しないマージン領域が存在する。識別平面は無数に存在するが、SVM では図中の矢印で示したマージンを最大にする識別平面を最良とする。学習データからマージンを最大にする最適識別関数を求める線形 SVM の学習は、以下のように定式化される。

線形識別関数  $f(\mathbf{x})$  を、

$$f(\mathbf{x}) \equiv \text{sign}(\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b) \quad (7)$$

とおく。

ここで、 $\mathbf{w}$  は識別平面の法線ベクトルとする。

$n$  個の学習データ  $\mathbf{x}_i (i = 1, \dots, n)$  の満たすべき条件を、

$$\forall_i, \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b = \begin{cases} \geq 1 & \mathbf{x}_i \in \chi_1 \\ \leq -1 & \mathbf{x}_i \in \chi_2 \end{cases} \quad (8)$$

とする .

ここで ,  $\mathbf{x}_i$  の属するクラスを変数  $y_i$  で表し ,

$$y_i = \begin{cases} 1 & \mathbf{x}_i \in \chi_1 \\ -1 & \mathbf{x}_i \in \chi_2 \end{cases} \quad (9)$$

と定義する .

このとき , 式 (8) は  $y_i$  を用いて ,

$$\forall_i, y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1 \quad (10)$$

となる .

ここで , マージンは  $2 / \|\mathbf{w}\|$  であり , これを最大にする  $f(\mathbf{x})$  は , 扱いやすくするために  $\|\mathbf{w}\|^2$  を考えて ,

$$\begin{aligned} \text{Minimize}_{\mathbf{w}, b} G(\mathbf{w}) &= \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \\ \text{s.t. } \forall_i, y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) - 1 &\geq 0 \end{aligned} \quad (11)$$

の解  $\mathbf{w}^*$  ,  $b^*$  により決まる .

この最小化問題は , ラグランジュの未定乗数法を用いると以下の二次計画問題に帰着する .

$$\begin{aligned} \text{Maximize}_{\alpha} \sum_{i=1}^n \alpha_i - \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0, \alpha_i \geq 0 (i = 1, \dots, n) \end{aligned} \quad (12)$$

ここで , 式 (12) の最適解を  $\alpha_i^*$  とすると ,

$$\mathbf{w}^* = \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i \mathbf{x}_i \quad (13)$$

となる .

このとき , 最適な  $\mathbf{w}^*$  は ,  $\alpha_i^*$  に対応する  $\mathbf{x}_i$  のみから決定される . この  $\mathbf{x}_i$  はサポートベクター (以下 , SV) と呼ばれ , 図 35 中で塗りつぶされた点が SV である .

また ,  $b^*$  は任意の SV である  $\mathbf{x}_i (\alpha_i^* > 0)$  を用いて ,

$$b^* = y_i - \mathbf{w}^{*T} \mathbf{x}_i \quad (14)$$

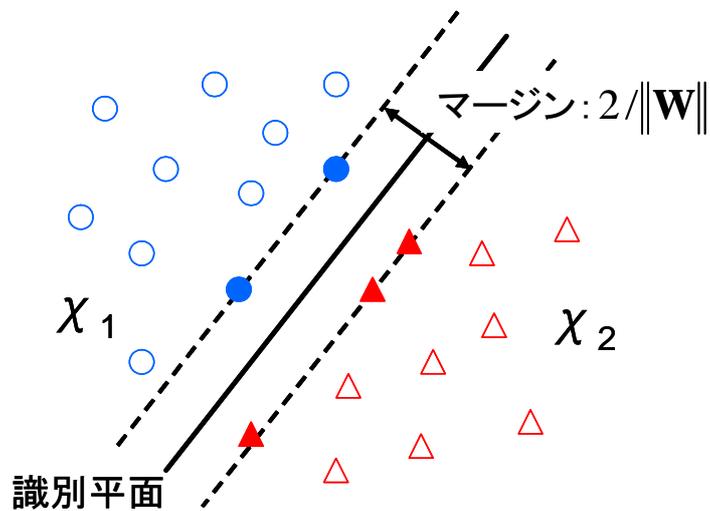


図 35 線形分離可能な場合の線形 SVM

と求められる。

これにより，線形識別関数  $f(\mathbf{x})$  は式 (7) および式 (13) より，

$$\begin{aligned}
 f(\mathbf{x}) &= \text{sign}(\mathbf{w}^{*T} \mathbf{x} + b^*) \\
 &= \text{sign} \left( \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i \cdot (\mathbf{x}_i^T \mathbf{x}) + b^* \right)
 \end{aligned} \tag{15}$$

となる。

すなわち， $\alpha_i^* = 0$  となる多くの学習データを無視し， $\alpha_i^* > 0$  となる識別平面に近い小数の学習データから識別平面が構成される。

## A.2 ソフトマージン

一般に扱われるパターン識別問題では，図 36 に示すように線形分離不可能である場合が多く，式 (8) を満たす  $\mathbf{w}$  が存在しない。このような問題を扱う場合の手法として，多少の識別誤りを許すように制約を緩めて識別を行うソフトマージン

ンと呼ばれる手法がある．ソフトマージンでは正変数  $\xi_i(i, \dots, n)$  を導入し，

$$\forall_i, \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b = \begin{cases} \geq 1 - \xi_i & \mathbf{x}_i \in \chi_1 \\ \leq -1 + \xi_i & \mathbf{x}_i \in \chi_2 \end{cases} \quad (16)$$

とする．

そして，式 (11) の最小化問題を

$$\begin{aligned} \underset{\mathbf{w}, b, \xi}{\text{Minimize}} \quad & G(\mathbf{w}, \xi) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s.t.} \quad & \forall_i, y_i \cdot (\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) - (1 - \xi_i) \geq 0 \\ & \forall_i, \xi_i \geq 0 \end{aligned} \quad (17)$$

と定める．

ここで，右辺第一項はマージンを大きく取るためのものであり，右辺第二項はマージンからはみ出した学習パターンに対するペナルティ項である．係数  $C$  は右辺第一項と第二項のバランスを調整する定数であり，小さくすると図 36 における破線の間隔が大きくなる．最適な  $C$  は通常実験により決められる．式 (16) は，式 (11) と同様に解くことができ，以下の二次計画問題に帰着する．

$$\begin{aligned} \underset{\alpha}{\text{Maximize}} \quad & \sum_{i=1}^n \alpha_i - \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0, \quad 0 \geq \alpha_i \geq C (i = 1, \dots, n) \end{aligned} \quad (18)$$

また，識別関数  $f(\mathbf{x})$  は式 (15) と同じ形となる．

### A.3 カーネルトリック

前節で述べたように，一般に扱われるパターン識別問題では線形分離不可能な場合が多い．そこで，図 37 で示すように非線形関数を用いて高次元の空間に写像し，写像先の高次元空間で線形識別を行うことで，実質的に元の空間で非線形識別を行うことになる．ここで，非線形関数  $\phi_i(\mathbf{x})$  ( $i = 1, \dots, d$ ) を用いて関数  $\phi$  を

$$\phi(\mathbf{x}) = (\phi_1(\mathbf{x}), \phi_2(\mathbf{x}), \dots, \phi_d(\mathbf{x}))^T \quad (19)$$

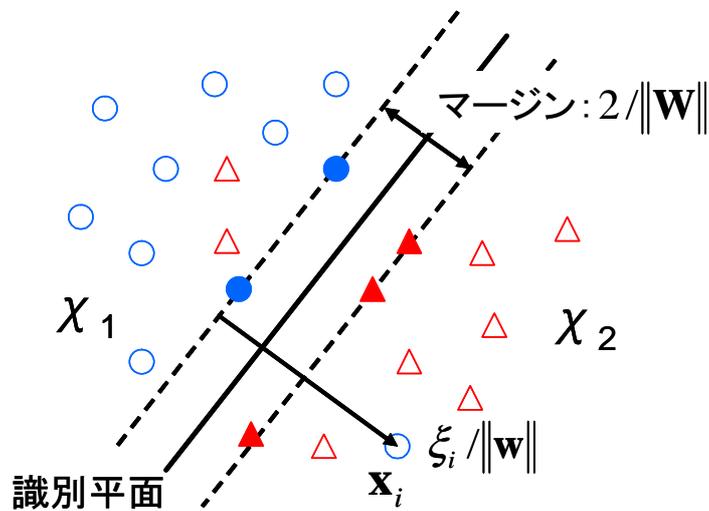


図 36 線形分離不可能な場合の線形 SVM

と定義する .

ここで ,  $\phi_i(\mathbf{x})$  を新たなパターンと見なし , 前節までの  $\mathbf{x}$  と置き換えることが可能である . これにより , 式 (15) で示した識別関数は ,

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}) &= \text{sign}(\mathbf{w}^{*T} \phi(\mathbf{x}) + b^*) \\ &= \text{sign} \left( \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i \cdot \phi(\mathbf{x}_i)^T \phi(\mathbf{x}) + b^* \right) \end{aligned} \quad (20)$$

と求められる .

しかし , 式 (20) 中の非線形関数の内積  $\phi(\mathbf{x}_i)^T \phi(\mathbf{x})$  には膨大な計算量が必要である . そこで , 以下に示すような関数を定義する .

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \equiv \phi(\mathbf{x})^T \phi(\mathbf{y}) = \sum_{i=1}^n \phi_i(\mathbf{x}) \phi_i(\mathbf{y}) \quad (21)$$

この  $K$  をカーネル関数と呼び , これにより式 (20) は ,

$$\text{sign} \left( \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i \cdot K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b^* \right) \quad (22)$$

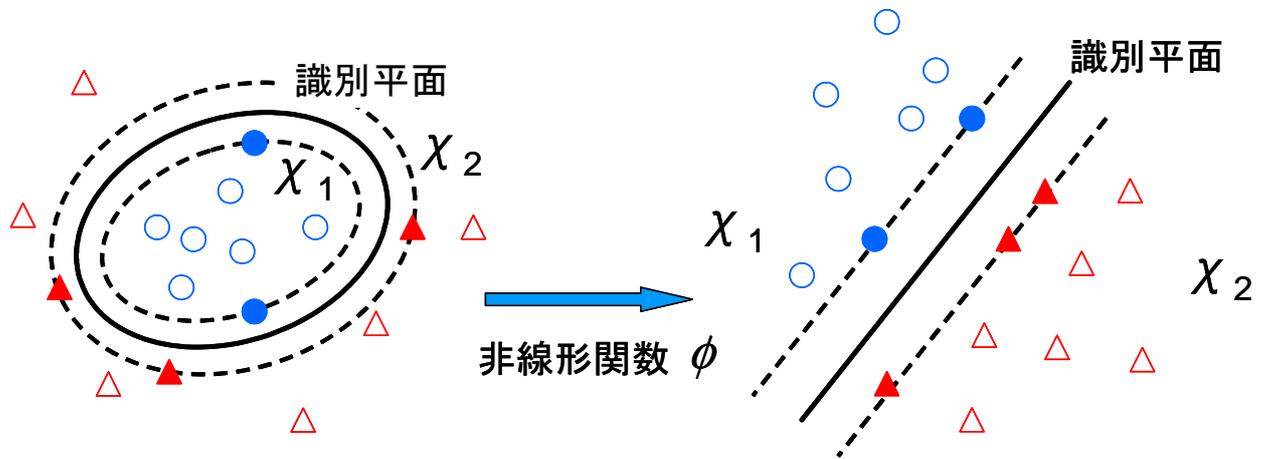


図 37 非線形関数を用いた高次元空間での線形識別

となる。

これにより、高次元のベクトル演算は必要なく、低次元の演算で可能となり、これをカーネルトリックと呼ぶ。

実用的には、 $K$  は計算が容易なものが望ましく、一般的に用いられるカーネル関数の例としては、以下に示す多項式カーネル (式 (23)) や動径基底関数 (以下、RBF) カーネル (式 (24))、シグモイドカーネル (式 (25)) などがある。

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = (1 + \mathbf{x}^T \mathbf{y})^p \quad (23)$$

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \exp(-\gamma \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2) \quad (24)$$

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \tanh(a\mathbf{x}^T \mathbf{y} - b) \quad (25)$$

#### A.4 複数クラスの識別

2クラスのパターン識別手法である SVM を複数用いることで、複数クラスのパターン識別を行うことが可能である。一般的に用いられる複数クラスのパターン識別手法として、one-against-all 法 (図 38(a)) や one-against-one 法 (図 38(b)) がある。ここで、図 38 中の  $A$ 、 $B$ 、 $C$  はそれぞれクラスを表す。

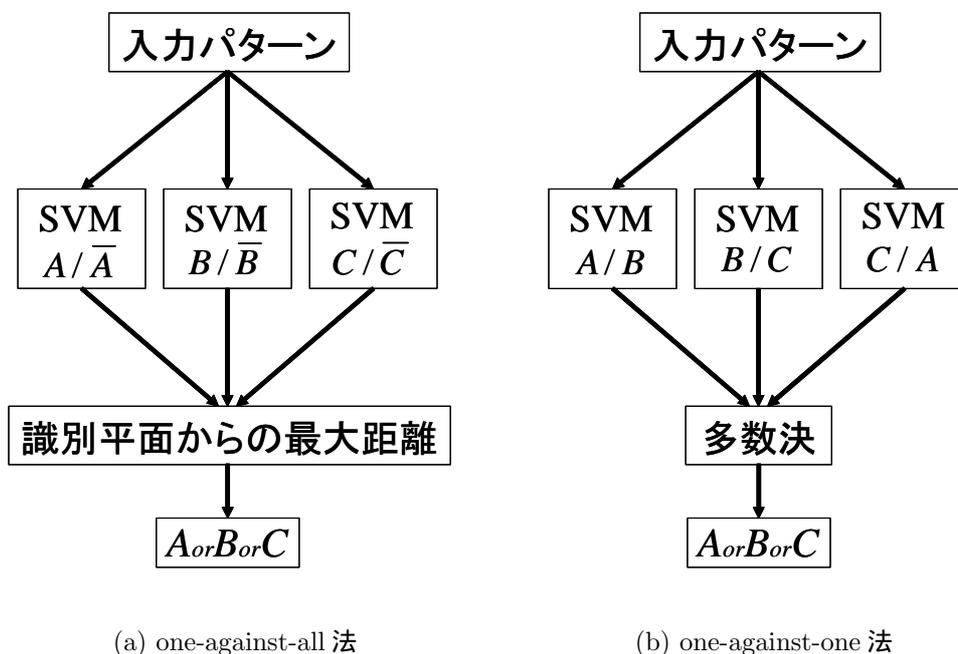


図 38 複数クラスの識別手法

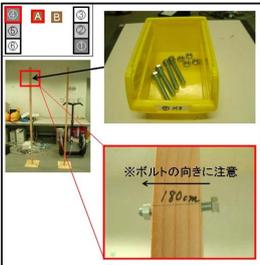
one-against-all 法は、 $k$  個 ( $k \geq 2$ ) のクラスを分類する場合、注目クラスと残りの  $k-1$  個のクラスとの識別平面を  $k$  個すべてのクラスについて構築する。識別平面からの距離 (識別関数の出力値) が最大となるクラスに分類する。

one-against-one 法は、ふたつのクラスにおける識別平面をすべてのクラスの組み合わせ ( $K(K-1)/2$  個) を構築する。すべての組み合わせに対して識別を行い、分類されるクラスに投票する。最終的に投票数が最も多いクラスに分類する。

## B. 模擬実験における作業内容

4.1 節で述べた人物大の装置の組み立て作業を模擬した実験で用いた作業工程表を図 39 ~ 42 に示す。

### 工程1



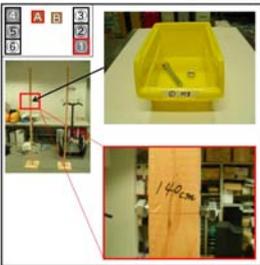
部品名	台番	数量
ボルト(M8-60)	④	1
ナット(M8)	④	1

作業内容

1. 部品箱④からボルト(M8-60)とナット(M8)を1つづつ取る。
2. 柱Aの高さ180cmの穴にボルトとナットを取り付ける。

※ボルトの向きに注意

### 工程2



部品名	台番	数量
ボルト(M8-60)	①	1
ナット(M8)	①	1

作業内容

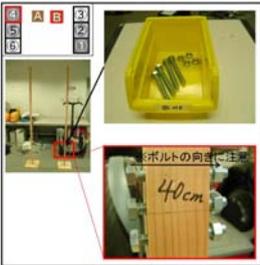
1. 部品箱①からボルト(M8-60)とナット(M8)を1つづつ取る。
2. 柱Aの高さ140cmの穴にボルトとナットを取り付ける。

※ボルトの向きに注意

### (a) 工程 1

### (b) 工程 2

### 工程3



部品名	台番	数量
ボルト(M8-60)	④	3
ナット(M8)	④	3

作業内容

1. 部品箱④からボルト(M8-60)とナット(M8)を3つづつ取る。
2. 柱Bの高さ40cmの穴にボルトとナットを取り付ける。

※ボルトの向きに注意

### 工程4



部品名	台番	数量
ボルト(M10-60)	⑤	1
ナット(M10)	⑤	1

作業内容

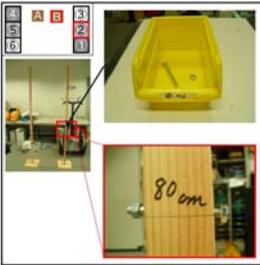
1. 部品箱⑤からボルト(M10-60)とナット(M10)を1つづつ取る。
2. 柱Bの高さ120cmの穴にボルトとナットを取り付ける。

※ボルトの向きに注意

### (c) 工程 3

### (d) 工程 4

### 工程5



部品名	台番	数量
ボルト(M6-60)	②	1
ナット(M6)	②	1

作業内容

1. 部品箱②からボルト(M6-60)とナット(M6)を1つづつ取る。
2. 柱Bの高さ80cmの穴にボルトとナットを取り付ける。

※ボルトの向きに注意

### 工程6



部品名	台番	数量
ボルト(M10-60)	③	1
ナット(M10)	③	1

作業内容

1. 部品箱③からボルト(M10-60)とナット(M10)を1つづつ取る。
2. 柱Bの高さ60cmの穴にボルトとナットを取り付ける。

※ボルトの向きに注意

### (e) 工程 5

### (f) 工程 6

図 39 模擬実験で用いた作業工程表 (工程 1 ~ 6)

### 工程7

部品名	台番	数量
ボルト(M6-60)	⑥	3
ナット(M6)	⑥	3

**作業内容**

1. 部品箱⑤からボルト(M6-60)とナット(M6)を3つづつ取る。
2. 柱Aの高さ20cmの穴にボルトとナットを取り付ける。

※ボルトの向きに注意

(a) 工程 7

### 工程8

部品名	台番	数量
ボルト(M10-60)	③	3
ナット(M10)	③	3

**作業内容**

1. 部品箱③からボルト(M10-60)とナット(M10)を3つづつ取る。
2. 柱Aの高さ60cmの穴にボルトとナットを取り付ける。

(b) 工程 8

### 工程9

部品名	台番	数量
ボルト(M6-60)	⑥	1
ナット(M6)	⑥	1

**作業内容**

1. 部品箱⑥からボルト(M6-60)とナット(M6)を1つづつ取る。
2. 柱Aの高さ100cmの穴にボルトとナットを取り付ける。

※ボルトの向きに注意

(c) 工程 9

### 工程10

部品名	台番	数量
箱A	⑤	1

**作業内容**

- ・箱Aを台⑤から台③へ移動する

(d) 工程 10

### 工程11

部品名	台番	数量
箱B	②	1

**作業内容**

- ・箱Bを台②から台⑥へ移動する

(e) 工程 11

### 工程12

部品名	台番	数量
箱C	①	1

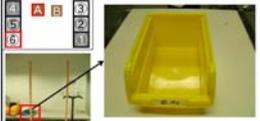
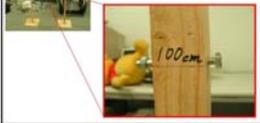
**作業内容**

- ・箱Cを台①から台⑤へ移動する

(f) 工程 12

図 40 模擬実験で用いた作業工程表 (工程 7 ~ 12)

### 工程13

部品名	柱	数量
ボルト(M6-60)	A	1
ナット(M6)	A	1

作業内容

- 柱Aの高さ100cmの穴に取り付けられたボルト(M6-60)とナット(M6)を外す。
- 外したボルトとナットを部品箱⑥に入れる。

(a) 工程 13

### 工程14



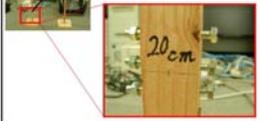

部品名	柱	数量
ボルト(M10-60)	A	3
ナット(M10)	A	3

作業内容

- 柱Aの高さ60cmの穴に取り付けられたボルト(M10-60)とナット(M10)を外す。
- 外したボルトとナットを部品箱③に入れる。

(b) 工程 14

### 工程15

部品名	柱	数量
ボルト(M6-60)	A	3
ナット(M6)	A	3

作業内容

- 柱Aの高さ20cmの穴に取り付けられたボルト(M6-60)とナット(M6)を外す。
- 外したボルトとナットを部品箱⑥に入れる。

(c) 工程 15

### 工程16




部品名	柱	数量
ボルト(M10-60)	B	1
ナット(M10)	B	1

作業内容

- 柱Bの高さ16cmの穴に取り付けられたボルト(M10-60)とナット(M10)を外す。
- 外したボルトとナットを部品箱③に入れる。

(d) 工程 16

### 工程17



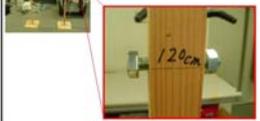

部品名	柱	数量
ボルト(M6-60)	B	1
ナット(M6)	B	1

作業内容

- 柱Bの高さ80cmの穴に取り付けられたボルト(M6-60)とナット(M6)を外す。
- 外したボルトとナットを部品箱②に入れる。

(e) 工程 17

### 工程18

部品名	柱	数量
ボルト(M10-60)	B	1
ナット(M10)	B	1

作業内容

- 柱Bの高さ120cmの穴に取り付けられたボルト(M10-60)とナット(M10)を外す。
- 外したボルトとナットを部品箱⑤に入れる。

(f) 工程 18

図 41 模擬実験で用いた作業工程表(工程 13 ~ 18)

### 工程19

部品名	柱	数量
ボルト(M8-60)	B	3
ナット(M8)	B	3

作業内容	
1.	柱Bの高さ40cmの穴に取り付けられたボルト(M8-60)とナット(M8)を外す。
2.	外したボルトとナットを部品箱④に入れる。

(a) 工程 19

### 工程20

部品名	柱	数量
ボルト(M8-60)	A	1
ナット(M8)	A	1

作業内容	
1.	柱Aの高さ140cmの穴に取り付けられたボルト(M8-60)とナット(M8)を外す。
2.	外したボルトとナットを部品箱①に入れる。

(b) 工程 20

### 工程21

部品名	柱	数量
ボルト(M8-60)	A	1
ナット(M8)	A	1

作業内容	
1.	柱Aの高さ180cmの穴に取り付けられたボルト(M8-60)とナット(M8)を外す。
2.	外したボルトとナットを部品箱④に入れる。

(c) 工程 21

### 工程22

部品名	台番	数量
箱C	⑤	1

作業内容	
・	箱Cを台⑤から台①へ移動する

(d) 工程 22

### 工程23

部品名	台番	数量
箱B	⑥	1

作業内容	
・	箱Bを台⑥から台②へ移動する

(e) 工程 23

### 工程24

部品名	台番	数量
箱A	③	1

作業内容	
・	箱Aを台③から台⑤へ移動する

(f) 工程 24

図 42 模擬実験で用いた作業工程表 (工程 19 ~ 24)